LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN INFLASI INDONESIA BERDASARKAN IHK TERHADAP EKSPOR, IMPOR, DAN BI RATES

FORECASTING OF INDONESIAN INFLATION BASED ON CONSUMER PRICE INDEX WITH EXPORT, IMPORT, AND BI RATES

Diajukan Untuk memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Sarjana Sains
pada
Bidang Studi Matematika Terapan
Program S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika Komputasi dan Sains Data

Oleh:
BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP. 06111440000034

Menyetujui,

Dosen Pembimbing

Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes
NIP. 19650220 198903 2 002

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
FMKSD ITS

DEPARTEMEN MATEMATIKA

Dr. Imam Mukhlash, S.Si M.T
NIP. 19700831 199403 1 003

TUGAS AKHIR SM-141501

PERAMALAN INFLASI INDONESIA BERDASARKAN IHK TERHADAP EKSPOR, IMPOR, DAN BI RATES

BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP 06111440000034

Dosen Pembimbing:
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

Departemen Matematika
Fakultas Matematika Komputasi dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya

2018

FINAL PROJECT SM-141501

FORECASTING OF INDONESIAN INFLATION BASED ON CONSUMER PRICE INDEX WITH EXPORT, IMPORT, AND BI RATES

BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP 06111440000034

Supervisors:
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

Department of Mathematics
Faculty of Computation Mathematics and Data Science
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2018

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN INFLASI INDONESIA BERDASARKAN IHK TERHADAP EKSPOR, IMPOR, DAN BI RATES
FORECASTING OF INDONESIAN INFLATION BASED ON CONSUMER PRICE INDEX WITH EXPORT, IMPORT, AND BI RATES

Diajukan Untuk memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Sarjana Sains
pada
Bidang Studi Matematika Terapan
Program S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika Komputasi dan Sains Data
Oleh:
BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP. 06111440000034
Menyetujui,

Dosen Pembimbing

Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes
NIP. 19650220 198903 2 002

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
FMKSD ITS

Dr. Imam Mukhlash, S.Si M.T
NIP. 19700831 199403 1 003

PERAMALAN INFLASI INDONESIA BERDASARKAN IHK TERHADAP EKSPOR, IMPOR, DAN BI RATES

Nama Mahasiswa : BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP : 06111440000034
Departemen : Matematika FMKSD – ITS
Dosen Pembimbing : Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRAK

Meramalkan inflasi yang terjadi di Indonesia adalah suatu hal yang penting guna memberikan keputusan keputusan yang dapat membantu menstabilkan perekonomian Indonesia. Dalam meramalkan inflasi Indonesia variabel yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat inflasi Indonesia adalah dengan menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK). Meramalkan indeks harga konsumen dengan menggunakan ARIMA dengan data yang diperoleh dari BPS menghasilkan model ARIMA yang mendekati kesesuaian sesuai dengan uji asumsi ARIMA adalah AR(1), namun model tersebut masih tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Untuk mengtaasi model AR(1) yang mempunyai residual tidak berdistribusi normal maka perlu dilakukan deteksi *outlier* sehingga residual berdistribusi normal. Model AR(1) dengan deteksi *outlier* yang sesuai untuk meramalkan IHK adalah

$$\hat{Y}_t = 0{,}994Y_{t-1} + 0{,}000035x_2(t) - 0{,}000002x_3(t).$$

Setelah diperoleh model peramalan IHK akan dicari hubungan linier IHK terhadap ekspor, impor dan BI *rates* dengan regresi linier berganda dengan melakukan transformasi Ochrane Orcutt untuk mengatasi residu yang tidak independen sehingga diperoleh kesimpulan bahwa IHK dipengaruhi oleh impor, impor dipengaruhi oleh ekspor, dan ekspor dipengaruhi oleh BI *rates.*

Kata Kunci : ARIMA, *Outlier*, Transformasi Ochrane-Orcutt

“Halaman Ini Sengaja Dikosongkan”

FORECASTING OF INDONESIAN INFLATION BASED ON CONSUMER PRICE INDEX WITH EXPORT, IMPORT, AND BI RATES

Student's Name : BRIYAN FADI NUGRAHA
NRP : 06111440000034
Departement : Matematika FMKSD – ITS
Supervisor : Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRACT

To forecast the inflation that happens in Indonesia is a very important to decide the decision to stabilize the economy of Indonesia. Forecasting indonetian inflation based on consumer price index can be done by using ARIMA method and by using datas that can be obtained from BPS to invent the forecasting result in matheatics model, it is AR(1), however that model can not be used because that model resultes un normal distribution in its error so it can be manipulated by using outlier detection so we can obtain the ARIMA model that can be used to forecast indonesian inflation with the model is

$$\hat{Y}_t = 0{,}994Y_{t-1} + 0{,}000035x_2(t) - 0{,}000002x_3(t).$$

After obtaining the mathematics model, we need to see the correlation between consumer price indeks with export, import, and BI rates by using multiple regression and ochrane – orcutt transformation to manage the error that is not independent. It results the correlation that ihk depends on import, import depends on export, and export depends on BI rates

Keywords : *ARIMA, Ochrane-Orcutt Transformation, Outlier*

"Halaman Ini Sengaja Dikosongkan"

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT Tuhan semesta alam yang telah memberikan karunia, rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul:

"PERAMALAN INFLASI INDONESIA BERDASARKAN IHK TERHADAP EKSPOR, IMPOR, DAN BI RATES"

Sebagai salah satu persyaratan akademis dalam menyelesaikan Program Studi Sarjana pada Departemen Matematika Fakultas FMKSD Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT selaku Ketua Departemen Matematika FMKSD ITS.
2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir atas segala bimbingan dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis.
3. Drs. Soehardjoepri, M.Si, Drs. Iis Herisman, M.Si, Dra. Farida Agustini Widjajati, MS, dan Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si sebagai penguji dan ilmunya yang telah diberikan kepada penulis.
4. Drs. Iis Herisman, M.Si, M.Si selaku sekprodi Departemen Matematika FMKSD ITS.
5. Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si selaku dosen wali penulis yang telah banyak membantu memberikan arahan akademik selama penulis menempuh pendidikan di Departemen Matematika FMKSD ITS.
6. Bapak dan Ibu Dosen serta seluruh *staff* Tata Usaha dan Laboratorium Departemen Matematika FMKSD ITS.
7. Teman-teman mahasiswa Departemen Matematika FMKSD ITS.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik dari pembaca. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

DAFTAR ISI

"Halaman Ini Sengaja Dikosongkan"

DAFTAR GAMBAR

"Halaman Ini Sengaja Dikosongkan"

DAFTAR TABEL

Hal

"Halaman Ini Sengaja Dikosongkan"

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dipaparkan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan Tugas Akhir.

1.1 Latar Belakang

Inflasi dapat diartikan sebagai meningkatnya harga harga kebutuhan pokok pada masyarakat suatu negara secara terus menerus dikarenakan melemahnya nilai tukar uang. Kenaikan dari satu atau dua jenis barang saja yang terjadi di suatu negara tidak dapat dikatakan sebagai inflasi, namun kenaikan pada barang yang terjadi secara terus menerus yang mempengaruhi harga barang secara meluas itulah yang dikatakan sebagai inflasi. Inflasi sebagai bagian dari keadaan perekonomian dialami oleh semua negara negara baik negara miskin, berkembang, maupun maju dengan tingkatan yang berbeda [1]. Untuk mengetahui tingkat inflasi dari suatu negara maka digunakan indikator inflasi yaitu berupa indeks harga konsumen (*consumer price index)* dan indeks harga perdagangan besar (*wholesale price index)*. Oleh karena itu, Bank Indonesia mempunyai tujuan untuk mempertahankan nilai kestabilan dari nilai rupiah dalam kebijakan Bank Indonesia yang didasarkan pada ITF (*inflantion targetting framework).* Dengan diaturnya ITF Bank Indonesia akan memproyeksikan laju inflasi secara periodik [2].

Inflasi di Indonesia dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti kenaikan harga komoditi impor (*imported inflation*) [3], dan BI *rate* atau suku bunga acuan, dimana suku bunga adalah kebijakan yang mencerminkan sikap atau *stance* kebijakan moneter yang ditetapkan oleh bank Indonesia dan diumumkan kepada publik [4]. Seiring dengan perkembangan pengetahuan terutama dibidang matematika dan sains data, kita dapat menggunakan metode peramalan untuk meramalkan suatu kejadian dimasa yang akan datang. Dengan menggunakan metode peramalan maka Bank Indonesia dapat memproyeksikan tingkat laju inflasi Indonesia diperiode yang akan datang. Metode peramalan memiliki banyak metode yang dapat diaplikasikan untuk meramalkan tingkat laju inflasi Indonesia diperiode yang akan datang. Tujuan dari tugas akhir ini adalah meramalkan laju inflasi Indonesia berdasarkan IHK (indeks harga konsumen) dengan menggunakan metode ARIMA BOX – JENKINS serta mencari apakah variabel lain seperti nilai ekspor, impor, dan juga *BI rates* mempengaruhi laju pergerakan IHK dengan menggunaakan Regresi Liner Berganda.

Metode ARIMA digunakan untuk meramalkan laju IHK diperiode yang akan mendatang karena ARIMA dinilai lebih mudah diimplementasikan karena proses pencarian model ARIMA yang sederhana, sedangkan metode Regresi Linier Berganda sebagai metode untuk menganalisa inflasi Indonesia dipilih karena metode Regresi Linier Berganda baik digunakan untuk menganalisa keterkaitan antar variabel melalui analisis model yang diperoleh dari metode Regresi Linier Berganda.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut dapat dirumuskan suatu masalah yaitu :

1. Bagaimana hasil ramalan laju perubahan IHK yang mempengaruhi inflasi Indonesia dengan menggunakan metode ARIMA.
2. Bagaimana hubungan antara IHK, nilai ekspor, nilai impor, dan laju perubahan tingkat *BI rates* terhadap tingkat laju pertumbuhan inflasi Indonesia dengan menggunakan Regresi Linier Berganda.

1.3 Batasan Masalah

Dalam penulisan tugas akhir ini, permasalahan yang dibahas dibatasi ruang lingkup pembahasannya, antara lain :

1. Data yang digunakan adalah data bulanan laju tingkat perubahan IHK, ekspor, impor, dan BI *rates* yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik dengan periode Januari 2009 – Agustus 2017.
2. Tingkat signifikansi yang digunakan sebesar 5%.
3. Menggunakan software Minitab, SPSS dan Excel 2010 sebagai alat bantu pengerjaan tugas akhir.

1.4 Tujuan

Tujuan ditulisnya tugas akhir ini antara lain :

1. Memperoleh hasil ramalan guna mengetahui inflasi yang akan terjadi dimasa yang mendatang dengan menggunakan ARIMA.
2. Memperoleh model matematika antara IHK, ekspor, impor, dan BI *rates* dengan menggunakan Regresi Linier Berganda.

1.5 Manfaat

Manfaat dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Wadah untuk menerapkan ilmu dari mata kuliah yang telah diperoleh penulis dalam menyelesaikan kuliah.
2. Sebagai pertimbangan Bank Indonesia dalam mengambil kebijakan kebijakan yang berguna untuk mengontrol laju inflasi yang terjadi di Indonesia.

1.6 Sistematika Penulisan

Tugas akhir ini secara keseluruhan terdiri dari lima bab dan lampiran, secara garis besar dalam masing-masing bab dibahas hal-hal sebagai berikut :

1. BAB I PENDAHULUAN

Pada bab I dipaparkan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan Tugas Akhir.

2. BAB II TUNJAUAN PUSTAKA

Pada bab II diuraikan tentang teori-teori utama maupun materi penunjang yang terkait dengan permasalahan dalam tugas akhir, antara lain yaitu penelitian terdahulu, metode ARIMA, dan Regresi Linier Berganda. Teori-teori tersebut digunakan sebagai acuan dalam pengerjaan tugas akhir.

3. BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab III dijelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir. Tahapan tersebut adalah pengumpulan data, studi literatur, pembentukan model peramalan ARIMA, pembentukan model Regresi Linier Berganda, penarikan kesimpulan, dan penulisan tugas akhir.

4. BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab IV dibahas secara detail mengenai proses peramalan inflasi Indonesia berdasarkan indeks harga konsumen dengan menggunakan metode ARIMA, serta mengetahui model hubugan antara IHK, ekspor, impor, dan BI *rates* dengan menggunakan regresi linier berganda.

5. BAB V PENUTUP

Pada bab V berisi kesimpulan akhir yang diperoleh dari analisis dan pembahasan tugas akhir serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

“*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*”

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini diuraikan tentang teori-teori utama maupun materi penunjang yang terkait dengan permasalahan dalam tugas akhir, antara lain yaitu penelitian terdahulu, metode ARIMA, dan Regresi Linier Berganda. Teori-teori tersebut digunakan sebagai acuan dalam pengerjaan Tugas Akhir.

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam mengerjakan Tugas Akhir ini penulis melihat dari penelitian yang pernah dilakukan dimana penelitian tersebut terkait dengan masalah yang bersesuaian dengan Tugas Akhir ini. Penelitian yang ditinjau oleh penulis sebagai bahan kajian untuk tugas akhir ini diantaranya oleh Agustini Tripena pada tahun 2011 yang berjudul Peramalan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Indonesia dengan Metode ARIMA BOX-JENKINS yang berisi peramalan IHK (indeks harga konsumen) Indonesia guna mengetahui tingkat laju perkembangan inflasi yang terjadi di Indonesia dengan menggunakan metode ARIMA sebagai acuan untuk meramalkan pergerakan perubahan IHK [1].

Penelitian selanjutnya adalah yang dilakukan oleh Mega Silfiani dan Suhartono dengan judul Aplikasi Metode Ensembel untuk Peramalan Inflasi di Indonesia pada tahun 2012 yang berisi peramalan inflasi yang terjadi di Indonesia dengan menggunakan IHK sebagai variabel ukur menentukan pergerakan inflasi dengan menggunakan metode ARIMA [2] .

Dengan dua penelitian terdahulu tersebut penulis akan melakukan pencarian model matematika dengan menggunakan regresi linier berganda guna mengetahui apakah ekspor, impor, dan laju perubahan *BI rates* memiliki hubungan terhadap IHK sehingga berpengaruh dalam menentukan inflasi yang terjadi di Indonesia, kemudian penulis meramalkan laju pertumbuhan inflasi yang terjadi di Indonesia dengan menggunakan metode ARIMA dengan IHK sebagai parameter utama dan analisa hubungan IHK dengan variabel lain dengan menggunakan metode Regresi Linier Berganda.

2.2 Inflasi

Inflasi adalah suatu kenaikan harga barang yang mempengaruhi harga barang yang lain secara meluas. Sesuai dengan artinya dalam memperhitungkan tingkat inflasi suatu negara, variabel yang umum digunakan adalah indeks harga konsumen.

Rumus inflasi dengan variabel berupa indeks harga konsumen dapat dilihat pada persamaan (2.1) [1].

$$IHK = \frac{H_B}{H_A} \times 100 \qquad (2.1)$$

dengan :

IHK : indeks harga konsumen

H_B : harga barang ke t

H_A : harga barang ke (t-1)

Selanjutnya dengan menggunakan IHK sebagai variabel didapatkan perhitungan inflasi dengan rumus (2.2) [1].

$$Inflasi = \frac{IHK_B - IHK_A}{IHK_A} \times 100 \qquad (2.2)$$

Dengan :
IHK_B : indeks harga konsumen ke t
IHK_A : indeks harga konsumen ke (t-1)

2.3 Model ARIMA

ARIMA (*Autoregressive Integreated Moving Average*) yaitu salah satu model yang digunakan dalam peramalan *time series* yang bersifat non stasioner. Secara umum model ARIMA (p,d,q) ditulis sebagai berikut [5].

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t$$

dengan :
Y_t : data ke t
B : operator *back shift*
$\emptyset_p$: parameter *autoregressive* ke p
θ_q : parameter *moving average* ke q
e_t : nilai residual ke t

Model yang umum digunakan dalam ARIMA Box-Jenkins adalah model AR (*autoregressive*), MA (*moving average*), dan ARMA (*autoregressive-moving average*). Model-model tersebut dibuat dan diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins dalam bukunya mengenai *time series*. Model-

model tersebut juga merupakan teori fundamental dan merupakan aplikasi umum pada *time series*.

Secara umum model AR(p) dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut.

$$\emptyset_p(B)(Y_t) = e_t \tag{2.3}$$

$$\emptyset_p(B) = 1 - \emptyset_1 B - \emptyset_2 B^2 - \cdots - \emptyset_p B^p$$

dengan :

Y_t : data ke t

B : operator *back shift*

$\emptyset_p$: parameter *autoregressive ke p*

e_t : nilai residual ke t

2.3.1 Stasioneritas Model ARIMA

Suatu data *time series* Y_t bersifat stasioner dalam *mean* dan varians, maka *mean* dan varians tidak dipengaruhi oleh waktu pengamatan, dengan demikian, *Mean* dari Y_t :

$$E(Y_t) = E(Y_{t+k}) = \mu$$

Varians dari Y_t :

$$E(Y_t - \mu)^2 = E(Y_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2$$

Auto kovarians merupakan kovarian antara Y_t dan Y_{t+k}

$$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = Y_k$$

Pada sembarang nilai t dan k, dimana k adalah *time lag*.

Suatu *time series* Y_t dikatakan tidak stasioner terhadap varians, jika Y_t berubah sejalan dengan perubahan level varians.

Data $time\ series$ dikatakan stasioner dalam varian jika varian dari data bernilai konstan. Kestasioneran data dapat dilihat pada transformasi Box-Cox dengan persamaan sebagai berikut

$$T(\lambda)\begin{cases}(Y_t^{\lambda}-1)/\lambda & dengan\ \lambda \neq 0\\ \ln(Y_t\,) & dengan\ \lambda = 0\end{cases}$$

Transformasi Box-Cox adalah transformasi pangkat variabel tak bebas dimana variabel tak bebasnya bernilai positif yang berarti hasil transformasi tidak dipengaruhi oleh nilai konstan pengali , pembagi, penambah, maupun pengurang. Tabel transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 : Transformasi Box-Cox

Estimasi λ	Transformasi
-1.0	$\frac{1}{Y_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0	$ln(Y_t)$
0.5	$\sqrt{Y_t}$
1	Y_t (tidak ada transformasi)

Pengecekan stasioneritas data pengamatan pada *mean* secara umum dapat dilihat dari plot *Autocorrelation Function* (ACF). Jika suatu data *time series nonstasioner* maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan *differencing* orde pertama dari data. Rumus untuk *differencing* orde pertama yaitu :

$$B^d Y_t = Y_{t-d}$$

2.3.2 Identifikasi Model ARIMA

Dalam identifikasi model ARIMA dilakukan dengan melihat plot (*autocorrelation function*) ACF dan (*partial autocorrelation function*) PACF. ACF merupakan suatu hubungan linier antara pengamatan Y_t dengan pengamatan Y_{t-k} [5].

Fungsi autokkorelasi dihitung berdasarkan sampel data dapat diltulis sebagai berikut [5]:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n}(Y_t-\bar{Y})(Y_{t-k}-\bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}\overline{(Y_t-\bar{Y})^2}}, k = 1,2,\dots n$$

dengan :

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi pada *lag* ke k

Y_t : data ke t

$\bar{Y}$: nilai rata-rata Y_t

n : jumlah data

PACF digunakan untuk menunjukkan besarnya hubungan antar nilai variabel yang sama, dengan menganggap pengaruh dari semua kelambatan waktu yang lain adalah konstan [5].

$$\overline{\emptyset}_{k+1,k+1} = \frac{(\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k} \overline{\emptyset}_{kj}\hat{\rho}_{k+1-j})}{1 - \sum_{j=1}^{k} \overline{\emptyset}_{kj}\hat{\rho}_{j}}$$

dengan :
$\hat{\rho}_k$: autokorelasi pada *lag* ke k
$\overline{\emptyset}_k$: autokorelasi parsial pada *lag* ke k

Dalam memilih dan menetapkan orde dari AR(p) dan orde dari MA(q) dapat ditetapkan dengan mengamati pola ACF dan PACF dengan acuan seperti pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 : Model Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR (p) atau ARIMA (p,q,0)	Menyusut secara eksponensial atau pola gelombang sinusoidal yang tidak begitu jelas	Ada bar sampai lag p
MA (q) atau ARIMA (0,d,q)	Ada bar yang jelas sampai lag q	Menyusut secara eksponensial
ARIMA (p,d,q)	Menyusut secara eksponensial	Menyusut decara eksponensial

2.3.3 Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter

Pada tahap penaksiran dan pengujian parameter, akan ditentukan parameter model AR dan MA. Untuk penaksiran parameter model ARIMA dapat dilakukan dengan metode *Maximum Likehood*.

Metode kemungkinan maksimum (*Maximum Likelihood Estimation)* adalah metode yang digunakan untuk menduga parameter dengan memaksimumkan fungsi kemungkinan yang dibentuk dari fungsi peluang bersama suatu peubah acak. Fungsi kemugkinan (*likelihood*) dilambangkan dengan $L(\theta)$. Jika $X_1, X_2, X_3 \ldots X_n$ merupakan peubah acak dari $f(x_i, \theta)$, maka:

$$L(\theta) = f(x_1, \theta), f(x_2, \theta) \ldots f(x_n, \theta)$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i; \theta)$$

dengan :

$L(\theta)$:fungsi *likelihood*

$f(x_n, \theta)$:fungsi kepadatan peluang

Dalam penelitian ini metode MLE digunakan untuk mengestimasi parameter model ARIMA. Contoh pada model ARIMA (1,0,0) dinotasikan sebagai berikut:
$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + e_t$; dimana $e_t \sim N(0, \sigma_e^2)$

Sehingga diperoleh fungsi *likelihood* untuk model ARIMA (1,0,0) yaitu :

$$L(\phi_1, \sigma_e^2) = (2\pi\sigma_e^2)^{-\frac{n}{2}} exp\left(-\frac{1}{2\sigma_e^2}\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \phi_1 Y_{t-1})^2\right)$$

Selanjutnya untuk memperoleh penduga kemungkinan maksimum dilakukan dengan menurunkan fungsi *likelihood* terhadap parameter ϕ_1 dan σ_e^2 dimana $\frac{\partial L}{\partial \phi_1} = 0$ dan $\frac{\partial L}{\partial \sigma_e^2} = 0$

Fungsi *likelihood* $L(\theta)$ dikatakan maksimum jika $\frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta^2} < 0$. Umumnya untuk mempermudah perhitungan secara matematis akan digunakan fungsi log-likelihood:

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^{n} \ln f(x_i, \theta)$$

Setelah diperoleh nilai estimasi dari masing-masing parameter kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah model sudah layak atau belum untuk digunakan.

Untuk pengujian signifikansi parameter menggunakan uji-t student. Misalnya β adalah suatu parameter pada model ARIMA (mencakup ϕ dan θ) dan $\hat{\beta}$ adalah estimasi dari β maka pengujian signifikansi parameter dapat dinyatakan sebagai berikut [7].

Hipotesis :

$H_0: \beta = 0$ (Parameter model tidak signifikan)

$H_1: \beta \neq 0$ (Parameter model signifikan)

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \text{ untuk } SE(\hat{\beta}) \neq 0 \qquad (2.4)$$

dengan :

$\hat{\beta}$: parameter hasil estimasi

$SE(\hat{\beta})$: standart error estimasi parameter

Kriteria Pengujian :

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(n-1)}$, sehingga yang berarti bahwa parameter model signifikan, dengan n adalah jumlah data dan α adalah taraf signifikan.

2.3.4 Diagnostig Checking

Diagnostic checking digunakan untuk meyakinkan bahwa model ARIMA yang yang diperoleh sudah cukup memadai.

Salah satu cara melakukan *diagnostic checking* adalah dengan menggunakan uji asumsi residual *white noise*, uji normalitas, dan *overfitting*.

a. *White noise*

Pada model ARIMA residual yang diperoleh harus memenuhi asumsi yaitu *white noise*. Pengujian *white noise* dilakukan dengan menggunakan hipotesis [5].

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*).

H_1 : Minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ dengan $k = 1,2,\ldots,K$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*).

Statistik uji :

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \tag{2.5}$$

dengan :

K : *lag* maksumum

n : jumlah data

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi residual untuk *lag* ke k sampai ke K

Kriteria penguji :

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $Q > X^2_{\alpha,K-p-q}$, sehingga residual memenuhi syarat *white-noise*, dengan α adalah taraf signifikan, K adalah *lag* maksimum, p adalah orde dari AR, dan q adalah orde dari MA.

b. Normalitas Residual

Uji asumsi normalitas residual dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-smirnov [6].

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup_{x} |S(x) - F_0(x)| \qquad (2.6)$$

dengan :

$S(x)$: Fungsi distribusi kumulatif data sampel

$F_0(x)$: Fungsi peluang distribusi normal

Kriteria penguji :

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $D < D_{1-\alpha,n}$, sehigga residual memenuhi syarat normalitas dengan α adalah taraf signifikan dan n adalah jumlah data.

c. *Overfitting*

Salah satu prosedur pemeriksaan diagnosis yang dikemukanan oleh Box-Jenkins adalah *overfitting*, yakni dengan menambah satu atau lebih parameter kedalam model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Model yang dihasilkan dari proses *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model model yang signifikan.

2.4 Deteksi Outlier

Pada data *time-series* sering dijumpai data residual yang tidak berdistribusi normal. Hal ini menyebabkan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA memberikan hasil ramalan yang bias. Hal ini menunjukan perlunya dilakukan deteksi *outlier* pada residual ARIMA sehingga model ARIMA memenuhi semua uji asumsi yang dibutuhkan dengan persamaan yang diberikan sebagai berikut [5].

$$D_i(t) = \begin{cases} 1;\ t: terjadi\ outlier \\ 0;\ t: yang\ lain \end{cases} \tag{2.7}$$

Sehingga persaaan model peramalan menjadi sebagai berikut.

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t + \beta_i D_i(t) \tag{2.8}$$

dengan :
Y_t : data ke t
B : operator *back shift*
$\emptyset_p$: parameter *autoregressive* ke p
θ_q : parameter *moving average* ke q
β_i : parameter regresi ke i ; $i = 1,2,3, ...$
D_i : outlier ke i; $i = 1,2,3, ...$
e_t : nilai residual ke t

Dengan penambahan variabel *outlier* berupa x_i sampai mendapatkan residual yang diinginkan yaitu sampai residual memenuhi asumsi normalitas.

2.5 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik melalui MAPE (*Mean Absolute Percentage* Residual). Semakin kecil nilai MAPE maka model tersebut akan semakin baik untuk digunakan. Berikut ini merupakan rumus memperoleh MAPE.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - \widehat{Y_t}}{Y_t}\right|}{n} x100\% \tag{2.9}$$

dengan :
n : banyaknya data
Y_t : data pada waktu ke t
$\hat{Y}_t$: data ramalan pada waktu ke t.

2.6 Regresi Linier

Analisis regresi merupakan salah satu teknik analisis data dalam statistika yang seringkali digunakan untuk mengkaji hubungan antara beberapa variabel dan meramal suatu variabel [7].

Dalam mengkaji hubungan antara beberapa variabel menggunakan analisis regresi, terlebih dahulu penulis menentukan satu variabel yang disebut dengan variabel respon dan satu atau lebih variabel prediktor. Jika ingin dikaji hubungan atau pengaruh satu variabel prediktor terhadap variabel respon, maka model regresi yang digunakan adalah model regresi linier sederhana dengan $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ adalah variabel prediktor dan y adalah variabel respon atau terikat, maka hubungan fungsional antara x dan y secara matematis dapat ditulis dengan $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$[6].

Regresi dengan satu variabel prediktor disebut juga dengan regresi sederhana dengan model regresinya adalah :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \varepsilon_i \text{ ; } i = 1,2,\dots,n \tag{2.10}$$

$$\varepsilon_i \overset{IID}{\sim} N(0, \sigma_e^2)$$

dengan :

Y_i : variabel respon amatan ke-i

β_0, β_1 : parameter model

x_{1i} : variabel prediktor ke-1 amatan ke-i

ε_i : nilai residual ke-i

2.7 Koefisien Korelasi

Koefisien korelasi adalah pengukuran numerik untuk menentukan kekuatan hubungan kedua variabel [8]. Secara umum koefisien korelasi dirumuskan dengan rumus sebagai berikut :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2(\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \; ; i = 1,2,3, \dots, n$$

dengan :

r : koefisien korelasi

x_i: variabel x amatan ke -i

$\bar{x}$: nilai rata rata variabel x

y_i: variabel y amatan ke-i

$\bar{y}$: nilai rata rata variabel y

n : banyaknya data

2.8 Regresi Linier Berganda

Hubungan atau pengaruh dua atau lebih variabel prediktor terhadap variabel respon, maka model regresi yang digunakan adalah model Regresi Linier berganda *(multiple linear regression model)*. Untuk mendapatkan model regresi linier sederhana maupun model regresi linier berganda dapat diperoleh dengan melakukan estimasi terhadap parameter-parameternya menggunakan metode tertentu. Adapun metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier sederhana maupun model regresi linier berganda adalah dengan metode kuadrat terkecil (*ordinary least square*/OLS) dan metode kemungkinan maksimum (*maximum likelihood estimation*/MLE) [7]

Bentuk umum model regresi linier berganda dengan k variabel prediktor adalah seperti pada persamaan berikut [6].

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_k + \varepsilon_i \text{ ; } i = 1,2,\ldots n$$
$$\varepsilon_i \underset{\sim}{IID} N(0, \sigma_e^2) \quad (2.11)$$

Sehingga Y_i dapat ditaksir dengan $\hat{Y}_i$

$$\hat{Y}_i = b_1 + b_2 x_{1i} + \cdots + b_k x_{ki} \quad (2.12)$$

Dengan bentuk matriks dapat ditulis dengan :

$$\mathbf{Y}_{\mathrm{nx1}} = \mathbf{X}_{\mathrm{nx(k+1)}} \boldsymbol{\beta}_{\mathrm{(k+1)x1}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{\mathrm{nx1}}$$

Dengan :

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathrm{Y}_1 \\ \mathrm{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathrm{Y}_n \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & X_{nk} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

dengan :
Y : vektor variabel respon
X : matriks variabel prediktor
β : parameter
ε : nilai residual
k : banyaknya variabel prediktor
n : jumlah data

2.8.1 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda

Estimasi parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier berganda yang akan digunakan dalam analisis. Pada materi pelatihan ini, metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier berganda adalah metode kuadrat terkecil atau sering juga disebut dengan metode ordinary least square (OLS). Metode OLS ini bertujuan meminimumkan jumlah kuadrat error. Berdasarkan persamaan dapat diperoleh penaksir (estimator) OLS untuk β adalah sebagai berikut [7] :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{\varepsilon}\,;\boldsymbol{\varepsilon} \approx \mathbf{0}$$
$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}$$
$$\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \mathbf{X}'\mathbf{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}$$
$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}'\mathbf{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}$$
$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \mathbf{I}\widehat{\boldsymbol{\beta}}$$

Sehingga diperoleh persamaan

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \left(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}\right)^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} \qquad (2.13)$$

2.8.2 Pengujian Parameter Model Regresi Linier Berganda

Pengujian parameter ini bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon, baik secara serentak maupun secara parsial.

Pengujian parameter secara serentak (simultan) adalah sebagai berikut [6]:

Hipotesis :

H_0: $\beta_0 = \beta_1 = \cdots = \beta_k = 0$; (dengan k adalah banyaknya parameter)

H_1: ada $\beta_j \neq 0$; (dengan j adalah parameter ke-0 sampai ke-k)

Uji statistik :

$$F_{hitung} = \frac{MSR}{MSE} \qquad (2.14)$$

Nilai MSR dan MSE dapat dilihat pada Tabel 2.3.

Kriteria pengujian :

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $F_{hitung} > F_{\alpha,k,(n-k-1)}$, sehingga semua variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, dengan α adalah taraf signifikan, n adalah jumlah data, dan k adalah banyaknya variabel prediktor

Prosedur pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut.
Hipotesis :
$H_0 : \beta_j = 0$
$H_1 : \beta_j \neq 0$

Uji statistik :

$$t_{hitung} = \frac{\beta_j}{SE(\beta_j)} \tag{2.15}$$

dengan :
β_j : parameter ke-j
$SE(\beta_j)$: *standart* residual parameter ke-j

Kriteria pengujian :
H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $|t_{hitung}| > T_{\alpha/2,(n-k-1)}$, sehingga variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, dengan α adalah taraf signifikan, n adalah jumlah data, dan k adalah banyaknya parameter variabel prediktor.

Tabel 2.3 : Tabel ANOVA

Sumber Variasi	Df	SS	MS
Regresi	k	$\text{SSR} = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{\text{n}}\right)\mathbf{Y}'\mathbf{I}\mathbf{Y}$	$MSR = \frac{SSR}{k}$
Residual	$n-k-1$	$\text{SSE} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}$	$MSE = \frac{SSE}{n-k-1}$
Total	$n-1$	$\text{SST} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{\text{n}}\right)\mathbf{Y}'\mathbf{I}\mathbf{Y}$	

2.8.3 Pengujian Asumsi Residual

Residual adalah simpangan antara nilai data dengan nilai taksirannya yang dianggap nilai kesalahan. Dalam regresi terdapat 3 asumsi residual yang harus terpenuhi yaitu residual harus identik, independen, dan berdistribusi normal [6].

1. Identik

Dalam regresi, model harus memenuhi asumsi residual yang bersifat identik yaitu residual mempunyai varians yang homogen. Untuk menguji apakah residual telah identik dapat dilihat pada *scatter plot* dari residual. Jika *scatter plot* residual berdistribusi tidak memiliki pola berbentuk corong maka dapat dikatakan residual telah identik.

2. Independen

Pengujian asumsi resiudal independen bertujuan untuk menguji apakah terdapat atau tidaknya autokorelasi pada model regresi. Terjadinya autokorelasi diakibatkan oleh adanya hubungan antar variabel prediktor. Untuk menguji ada atau tidaknya autokorelasi dapat dilakukan dengan melakukan uji Durbin-Watson.

Hipotesa :

H_0: residual variabel respon independen

H_1: residual variabel respon dependen

Statistik uji :

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n}(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-2})^2}{\sum_{t=1}^{n}\varepsilon_t^2} \quad (2.16)$$

dengan :

d : nilai Durbin Watson

n : banyaknya data

ε_t: residual ke-t

Kriteria uji :

H_1 akan ditolak apabila nilai statistik uji $dU < d < 4 - dU$, sehingga residual memenuhi asumsi independen dengan dU adalah nilai dari Durbin-watson *upper*.

3. Normalitas

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal bertujuan untuk menguji layak atau tidaknya model regresi. Uji asumsi normalitas residual dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-smirnov [6].

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup_{x} |S(x) - F_0(x)|$$

dengan :

$S(x)$: Fungsi distribusi kumulatif data sampel

$F_0(x)$: Fungsi peluang distribusi normal

Kriteria penguji :

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $D < D_{1-\alpha,n}$, sehingga residual memenuhi uji normalitas dengan α adalah taraf signifikan dan n adalah banyaknya data.

2.9 Regresi *Stepwise*

Prosedur regresi *stepwise* merupakan salah satu prosedur pemilihan himpunan variabel prediktor terbaik [9]. Dalam melakukan regresi *stepwise* perlu dilakukan langkah langkan sebagai berikut :

1. Penentuan korelasi antara variabel prediktor dengan variabel respon.
2. Variabel prediktor yang masuk kepersamaan regresi adalah variabel yang mempunyai nilai korelasi yang tinggi terhadap variabel respon dan signifikan terhadap uji asumsi.
3. Jika terdapat variabel prediktor yang tidak signifikan terhadap variabel respon maka dilakukan regresi tanpa variabel prediktor tersebut.

2.10 Transformasi Ochrane Orcutt

Pada model regresi yang tidak memenuhi uji asumsi residual independen dapat dilakukan transformasi Ochrane Orcut guna mendapatkan persamaan regresi yang memenuhi uji residual independen Dengan mentransformasikan Y_t dengan Ochrane Orcutt menjadi Y_t^* dengan

$$Y_t^* = Y_t - \rho Y_{t-1} \tag{2.17}$$

dengan mencari nilai ρ seperti pada persamaan sebagai berikut [7].

$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} \tag{2.18}$$

dengan :
ε : residual ke-t
ρ : parameter regresi
Y_t : data pada waktu ke-t
Y_t^* : data transformasi ochrane-orcutt pada waktu ke-t

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

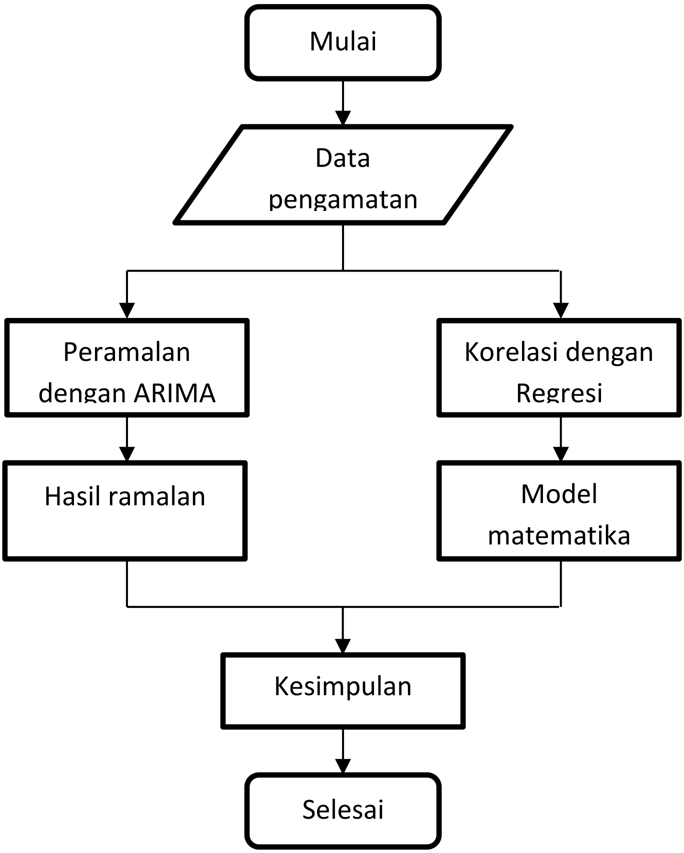
Selama melakukan penelitian dan mendapatkan solusi dari permasalahan yang diangkat dalam tugas akhir ini. Metode penelitian yang digunakan penulis diantaranya:

1. Studi Literatur
   Pada tahap ini dilakukan pembelajaran yang bersumber baik dari jurnal, thesis, maupun buku mengenai peramalan dengan menggunakan metode ARIMA dan Regresi Linier Berganda untuk menunjang dan menyelesaikan permasalahan dalam tugas akhir ini.
2. Perhitungan Peramalan
   Pada tahap ini dilakukan perhitungan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA dengan menggunakan Minitab dan Excel 2010 dengan IHK sebagai variabel peramalan.
3. Pencarian Model Matematika
   Pada tahap ini dilakukan proses perhitungan pencarian model matematika antar variabel yang diduga mempengaruhi inflasi dan IHK yaitu ekspor, impor, dan BI *rates* dengan menggunakan Regresi Linier Berganda.
4. Penarikan Kesimpulan dan Saran
   Pada tahap ini ditarik kesimpulan dari hasil penelitian mengenai penggunaan metode ARIMA dan Regresi Linier Berganda guna meramalkan inflasi yang terjadi di Indonesia berdasarkan IHK dan hubungan antara IHK dengan ekspor, impor, maupun laju perubahan *BI rates*.

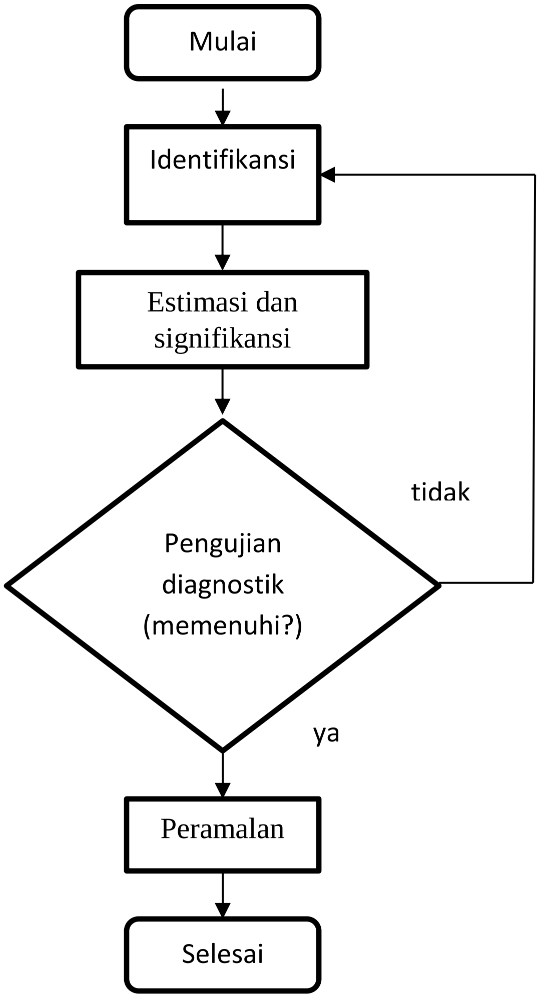
Pemberian saran juga dilakukan atas hasil penelitian ini untuk penelitian selanjutnya.

5. Penyusunan Laporan dan Hasil penelitian

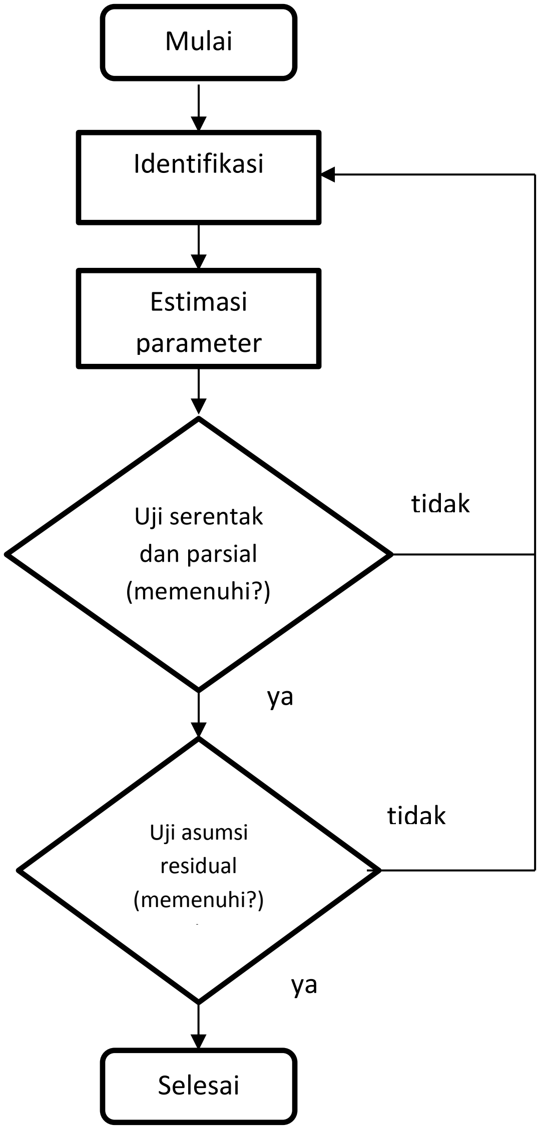
   Pada tahap ini penulis menyusun laporan penelitian berikut proses dan hasilnya dalam menyelesaikan permasalan tugas akhir ini.



Gambar 3.1 Alur Penelitian



Gambar 3.2 Alur Metode ARIMA



Gambar 3.3 Alur Metode Regresi

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data indeks harga konsumen nasional, data ekspor, impor, dan data BI *rates* secara nasional yang diambil di Badan Pusat Statistik. Periode data yang digunakan adalah rentang periode Januari 2009 sampai dengan periode bulan Agustus 2017.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian terdiri dari 4 data diantaranya adalah variabel respon berupa IHK yang disimbolkan dengan Z_t. Variabel prediktor berupa ekspor yang disimbolkan dengan X_{1t}, impor yang disimbolkan dengan X_{2t}, dan BI *rates* yang disimbolkan dengan X_{3t}.

3.3 Langkah Analisis

Dalam memperoleh hasil dari tugas akhir ini dilakukan langkah-langkah analisis sebagai berikut :

1. Melakukan analisis statistika deskriptif dari plot data indeks harga konsumen, ekspor, impor, dan BI *rates.*
2. Analisis ARIMA

   Peramalan indeks harga konsumen dengan menggunakan metode ARIMA sebagai berikut:

   a. Menguji kestasioneritasan data indeks harga konsumen terhadap varians dan *mean*, jika belum stasioner terhadap varian maka perlu dilakukan transformasi BOX-COX. Jika belum stasioner terhadap *mean* maka dilakukan prosess *differencing.*
   b. Mengidentifikasi model ARIMA sementara berdasarkan ACF dan PACF.
   c. Melakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter.

d. Melakukan *diagnostig checking* dari model yang sudah memiliki parameter yang signifikan. Beberapa asumsi residual yang harus dipenuhi adalah asumsi *white noise* dan asumsi distribusi normal. Jika terdapat asumsi yang belum terpenuhi maka kembali ke langkah penentuan model sederhana.
e. Mengukur kebaikan model dalam melakukan peramalan berdasarkan MAPE.
f. Penarikan Kesimpulan.

3. Regresi Linier berganda

   Pada tahap ini akan dilakukan regresi guna mendapatkan model matematika antara variabel prediktor dan terikat.

   a. Identifikasi data dengan menentukan variabel respon dan variabel prediktor, serta deteksi multikolinieritas data.
   b. Estimasi parameter.
   c. Uji serentak dan parsial dengan melakukan perhitungan tabel ANOVA dan uji t.
   d. Uji asumsi residual yang memenuhi identik dengan melihat dari *scatter plot* residual, independen dnegan melakukan uji Durbin-Watson, dan normalitas residual dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

4. Penarikan kesimpulan.

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas dan dijelaskan mengenai prosedur pembentukan model peramalan IHK dengan menggunakan metode ARIMA. Setelah mendapatkan model peramalan IHK dari metode ARIMA selanjutnya dilakukan pencarian model matematika korelasi antara IHK dengan ekpor, impor, dan BI *rates* dengan menggunakan metode regresi linier berganda sehingga didapatkan kesimpulan apakah ekspor, impor, dan BI *rates* berpengaruh dalam mempengaruhi laju inflasi Indonesia.

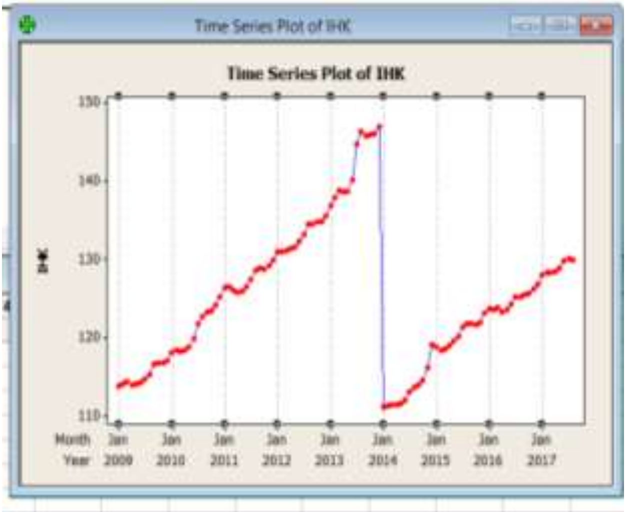
4.1 Peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK)

Pada sub bab ini dilakukan peramalan indeks harga konsumen dengan menggunakan metode ARIMA dengan melihat data *time series* indeks harga konsumen Indonesia sebagai variabel respon.

4.1.1 Identifikasi

Proses identifikasi data indeks harga konsumen Indonesia dilakukan untuk memastikan data IHK tersebut telah memenuhi kestasioneritasan terhadap varians dan *mean* serta untuk mengidentifikasi model ARIMA yang sesuai dengan plot ACF dan PACF.

Gambar 4.1 menunjukan bahwa setiap tahunnya indeks harga konsumen mengalami peningkatan secara konstan, namun pada tahun 2014 mengalami penurunan yang sangat drastis dan diikuti tren naik disetiap tahunnya seperti pada periode sebelumnya.

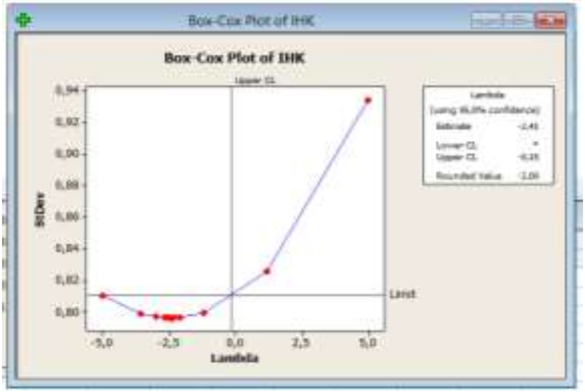


Gambar 4.1 Time Series Plot IHK

Pada peramalan dengan ARIMA terlebih dahulu akan dilakukan identifikasi terhadap pola data yang bertujuan untuk mengerahui apakah data IHK sudah memenuhi asumsi stasioner atau tidak. Terdapat dua identifikasi kestasioneran data, yaitu stasioner terhadap varians dan stasioner terhadap *mean*.

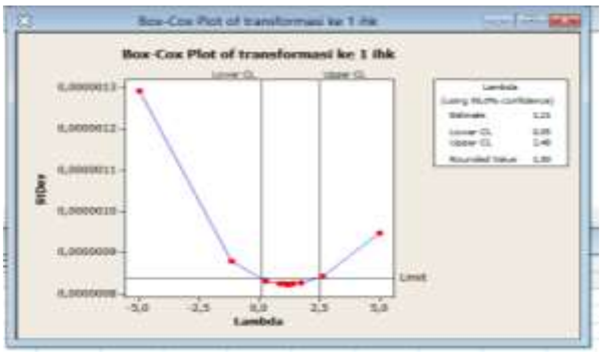
Dilakukan analisis dengan melihat plot *Box-Cox* untuk melihat apakah data IHK sudah stasioner terhadap varians seperti pada Gambar 4.2

Berdasarkan Gambar 4.2 diketahui bahwa data IHK belum stasioner terhadap varians. Hal ini ditunjukan dengan nilai *Rounded value* (λ) yang belum bernilai 1. Karena nilai λ sebesar -2 selanjutnya data ditransformasikan untuk menstabilkan varian.



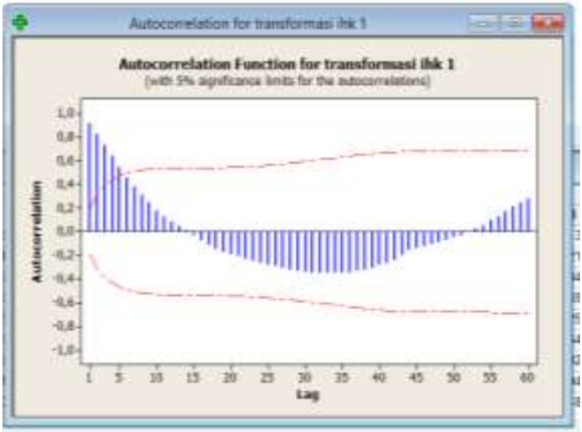
Gambar 4.2 *Box-Cox* Data IHK

Setelah dilakukan transformasi selanjutnya dilakukan analisis *Box-Cox* kembali untuk mengetahui apakah data sudah stasioner terhadap varians atau belum. Gambar 4.3 merupakan *Box-Cox* IHK yang telah dilakukan trsnformasi sebanyak 1 kali. Dapat dilihat bahwa nilai *rounded value* (λ) yang sudah bernilai satu, sehingga data hasil transformasi sudah stasioner terhadap varians.



Gambar 4.3 *Box-Cox* IHK Transformasi 1

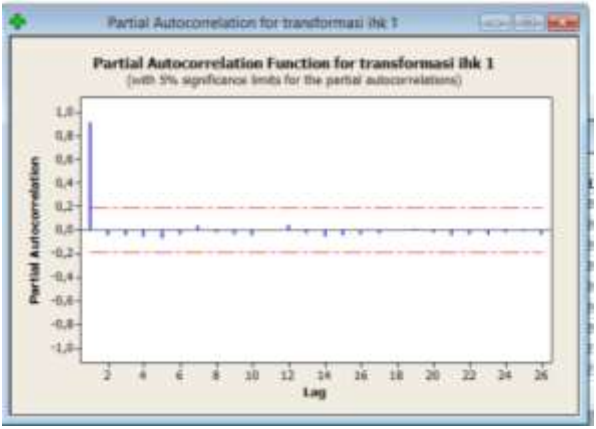
Setelah stasioneritas data terhadap varians terpenuhi, selanjutnya dilakukan pengujian stasioneritas data terhadap *mean* dengan menggunakan plot ACF. Diperoleh lag ACF yang *cut-off* di lag ke-1 sampai dengan lag ke-5. Dari plot ACF diketahui pula bahwa plot ACF dari data transformasi memiliki pola sinusoidal seperti yang ditunjuka pada Gambar 4.4



Gambar 4.4 ACF transformasi IHK

Karena plot ACF pada Gambar 4.4 memiliki pola yang turun secara cepat dan memiliki pola sinusoidal selanjutnya dapat dikatakan bahwa plot ACF telah memenuhi asumsi stasioneritas terhadap varians dan *mean* sehingga langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi plot PACF dapat dilihat seperti pada Gambar 4.5.

Dengan melihat ACF dan PACF yang diperoleh dari proses transformasi Box-Cox proses *differencing* tidak perlu dilakukan dikarenakan data transformasi *Box-Cox* telah memenuhi asumsi stasioneritas terhadap *mean*. Karena pada plot ACF *cut-off* pada lag ke-5 dan PACF didapatkan ada cut off pada lag ke-1 sehingga model sementara yang dipakai adalah ARIMA(1,0,5) yang sesuai dengan plot ACF dan PACF.



Gambar 4.5 Plot PACF

4.1.2 Penaksiran dan Pengujian Parameter Model

Penaksiran parameter menggunakan metode *maximum likehood estimation* (MLE) dengan menggunakan *software* minitab. Hasil estimasi ditunjukan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	P-value
$\emptyset_1$	0,9642	0,0534	18,07	0,000
θ_1	-0,0311	0,1090	-0,29	0,776
θ_2	-0,0349	0,1081	-0,32	0,748
θ_3	-0,0353	0,1076	-0,33	0,743
θ_4	-0,0467	0,1071	-0,44	0,664
θ_5	-0,0054	0,1069	-0,05	0,960

Pengujian signifikansi parameter model dengan $\alpha = 5\%$ dan menggunakan uji-t adalah sebagai berikut :

Model peramalan yang diperoleh dari ARIMA sementara ARIMA(1,0,5) diuji signifikansi parameter sebagai berikut.

Uji parameter $\emptyset_1$

Hipotesa :

H_0 : $\emptyset_1 = 0$ ($\emptyset_1$ tidak berpengaruh signifikan)

H_1 : $\emptyset_1 \neq 0$ ($\emptyset_1$ berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :

Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\widehat{\emptyset}_1}{SE\widehat{\emptyset}_1}$$

$$= \frac{0,9642}{0,0534}$$

$$= 18,05$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$

$$= t_{0,025,103}$$

$$= 1,960$$

Karena $\left|t_{hitung}\right| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_1$ signifikan.

Uji parameter θ_1

Hipotesa :

H_0 : $\theta_1 = 0$ (θ_1 tidak berpengaruh signifikan)

H_1 : $\theta_1 \neq 0$ (θ_1 berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :

Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_1}{SE(\hat{\theta}_1)}$$
$$= \frac{-0{,}0311}{0{,}109}$$
$$= -0{,}29$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$
$$= t_{0{,}025{,}103}$$
$$= 1{,}960$$

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga parameter θ_1 tidak signifikan.

Uji parameter $\boldsymbol{\theta_2}$

Hipotesa :

H_0 : $\theta_2 = 0$ (θ_2 tidak berpengaruh signifikan)

H_1 : $\theta_2 \neq 0$ (θ_2 berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :

Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_2}{SE(\hat{\theta}_2)}$$
$$= \frac{-0{,}0349}{0{,}1081}$$
$$= -0{,}32$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$
$$= t_{0{,}025{,}103}$$
$$= 1{,}960$$

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga parameter θ_2 tidak signifikan.

Uji parameter $\boldsymbol{\theta_3}$
Hipotesa :
H_0 : $\theta_3 = 0$ (θ_3 tidak berpengaruh signifikan)
H_1 : $\theta_3 \neq 0$ (θ_3 berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :
Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_3}{SE(\hat{\theta}_3)}$$
$$= \frac{-0{,}0353}{0{,}1076}$$
$$= -0{,}33$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$
$$= t_{0{,}025{,}103}$$
$$= 1{,}960$$

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga parameter θ_3 tidak signifikan.

Uji paramerer $\boldsymbol{\theta_4}$
Hipotesa :
H_0 : $\theta_4 = 0$ (θ_4 tidak berpengaruh signifikan)
H_1 : $\theta_4 \neq 0$ (θ_4 berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :
Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_4}{SE(\hat{\theta}_4)}$$
$$= \frac{-0,0457}{0,1071}$$
$$= -0,44$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$
$$= t_{0,025,103}$$
$$= 1,960$$

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga parameter θ_4 tidak signifikan.

Uji parameter $\boldsymbol{\theta_5}$

Hipotesa :
H_0 : $\theta_5 = 0$ (θ_5 tidak berpengaruh signifikan)
H_1 : $\theta_5 \neq 0$ (θ_5 berpengaruh signifikan)

Statistik Uji :
Sesuai dengan persamaan (2.4) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_5}{SE(\hat{\theta}_5)}$$
$$= \frac{-0,0054}{0,1069}$$
$$= -0,05$$

$$t_{tabel} = t_{\left(\frac{\alpha}{2}\right),n-1}$$
$$= t_{0,025,103}$$
$$= 1,960$$

Karena $\left|t_{hitung}\right| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga parameter θ_5 tidak signifikan.

Karena dari model ARIMA (1,0,5) terdapat parameter yang tidak signifikan seperti yang tersebut pada Tabel 4.2 maka model tersebut tidak digunakan, sehingga proses *diagnostig check* (uji *white noise* dan uji normalitas residual) tidak perlu dilakukan karena syarat signifikansi model tidak terpenuhi.

Selanjutnya dilakukan proses *overfitting* untuk model adalah ARIMA(1,0,0) dan ARIMA(0,0,5), hasil estimasi parameter dan uji signifikansinya seperti yang dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.2 : Signifikansi Parameter ARIMA (1,0,5)

Model	Parameter	T_{hitung}	Keputusan
ARIMA (1,0,5)	$\emptyset_1$ =0,9642	18,05618	Signifikan
	θ_1 = -0,0311	-0,28532	Tidak signifikan
	θ_2 =-0,0349	-0,32285	Tidak signifikan
	θ_3 =-0,0353	-0,32807	Tidak signifikan
	θ_4 =-0,0467	-0,43604	Tidak signifikan
	θ_5 =-0,0054	-0,05051	Tidak signifikan

Parameter pada ARIMA(0,0,5) di Tabel dikatakan signifikan dikarenakan nilai $p - value < \alpha$ yang dapat dilihat pada Lampiran I. Estimasi parameter signifikan dan tidak signifikan ditentukan dengan membadingkan t_{hitung} dengan $t_{tabel} = 1{,}960$

Tabel 4.3 : Estimasi dan Pengujian Sigifikansi Parameter Model Overfitting ARIMA Terhadap Indeks Harga Konsumen

Model	Parameter	T_{hitung}	Keputusan
ARIMA(1,0,0)	$\emptyset_1$ =0,9750	23,596	Signifikan
ARIMA(0,0,5)	$\theta_1 = -0{,}985$	$-\infty$	Signifikan
	$\theta_2 = -0{,}901$	$-\infty$	Signifikan
	$\theta_3 = -0{,}772$	$-\infty$	Signifikan
	$\theta_4 = -0{,}597$	$-\infty$	Signifikan
	$\theta_5 = 0{,}324$	$-A\infty$	Signifikan

Karena model ARIMA(1,0,0) memiliki residual yang tidak normal maka dapat dipastikan terdapat pencilan atau *outlier* pada model tersebut sehingga perlu dilakukan deteksi *outlier* pada residual ARIMA(1,0,0) sehingga diperoleh model ARIMA yang memenuhi semua uji asumsi yang diperlukan dengan cara meregresikan antara *outlier* dengan model ARIMA(1,0,0).

Tabel 4.4 : *Diagnostig checking*

Model	*White noise*	Normalitas residual
ARIMA(1,0,0)	Ya	Tidak
ARIMA(0,0,5)	Tidak	Tidak

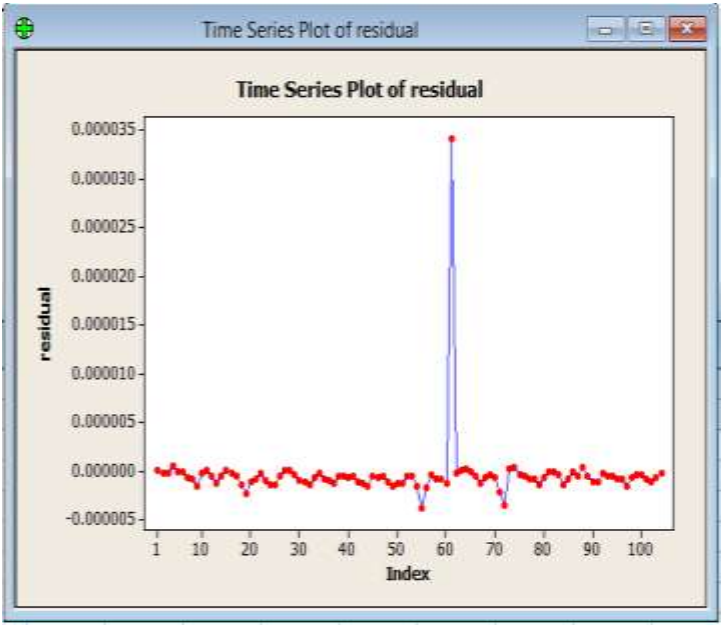
4.1.3 Deteksi *Outlier* AR(1)

Karena model AR (1) tidak memenuhi uji asumsi residual berdistribusi normal maka perlunya mendeteksi *outlier* pada residual AR(1). Dengan model AR(1) adalah

$$Y_t^* = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1}^* + e_t \quad (4.1)$$

$$\widehat{Y^*}_t = 1{,}89\ X\ 10^{-6} + 0{,}975\ Y_{t-1}^* + e_t$$

Hasil plot e_t dari persamaan AR(1) pada dilihat pada Gambar 4.6. terlihat bahwa terdapat 1 *outlier* yang terdeteksi di $t = 61$. Dengan cara meregresikan persamaan (4.1) dengan persamaan (4.2) diperoleh model regresi seperti pada persamaan (2.8).



Gambar 4.6 *Outlier* X1

$$D_1(t) = \begin{cases} 1; \ t : 61 \\ 0; \ t : yang\ lain \end{cases} \tag{4.2}$$

Sehingga diperoleh model regresi

$$Y_t^* = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1}^* + \beta_1 D_1(t) + e_t \tag{4.3}$$

Dengan estimasi parameter seperti pada Tabel 4.5, sehigga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.5 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
$\emptyset_0$	0,00000554	0,00000257	2,15	0,034
$\emptyset_1$	0,91196	0,0393	23,21	0,000
β_1	0,00000118	0,00000257	0,33	0,741

$$\widehat{Y^*}_t = 0{,}000006 + 0{,}912 Y_{t-1}^* + 0{,}000001 D_1(t) + e_t$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.3) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran II.
Hipotesa :
$H_0 : \beta_1 = 0$
$H_1 : \beta_i \neq 0$

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{3{,}409E - 9}{1{,}218E - 11} = 279{,}73$$

$$F_{0.05,2,100} = 3{,}09$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,2,100}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran III.

Uji parameter $\emptyset_0$

Hipotesa :

H_0: $\emptyset_0 = 0$ ($\emptyset_0$ tidak berpengaruh signifikan)

H_1: $\emptyset_0 \neq 0$ ($\emptyset_0$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{5{,}5E - 6}{2{,}57E - 6} = 2{,}15$$

$$t_{0.025,100} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_0$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\emptyset_1$

Hipotesa :

H_0: $\emptyset_1 = 0$ ($\emptyset_1$ tidak berpengaruh signifikan)

$H_1: \emptyset_1 \neq 0$ ($\emptyset_1$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,91196}{0,03930} = 23,21$$

$$t_{0.025,100} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_1$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_1}$
Hipotesa :
$H_0: \beta_1 = 0$ (β_1 tidak berpengruh signifikan)
$H_1: \beta_1 \neq 0$ (β_1 berpengaruh signifikan

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{1,18E - 6}{3,57E - 6} = 0,33$$

$$t_{0.025,100} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,100}$ maka H_0 diterima sehingga parameter β_1 tidak signifikan terhadap variabel prediktor

Karena masih terdapat parameter yang tidak signifikan maka dilakukan deteksi *outlier* guna mendapatkan *outlier* yang berpengaruh signifikan.

Hasil plot e_t dari persamaan (4.3) dapat dilihat pada Gambar 4.7. Terlihat bahwa terdapat 1 *outlier* yang terdeteksi di $t =$

60. Dengan cara meregresikan persamaan (4.3) dengan persamaan (4.4) diperoleh model regresi seperti pada persamaan (2.8).

Gambar 4.7 *Outlier* X2

$$D_2(t) = \begin{cases} 1; \ t : 60 \\ 0; \ t : yang\ lain \end{cases} \qquad (4.4)$$

Sehingga diperoleh persamaan

$$Y_t^* = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1}^* + \beta_1 D_1(t) + \beta_2 D_2(t) + e_t \qquad (4.5)$$

Hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.6, sehingga didapatkan taksiran model.

Tabel 4.6 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
$\emptyset_0$	-1,7E-7	5,1E-7	-0,33	0,741
$\emptyset_1$	0,993618	0,007724	128,77	0,000
β_1	1,18E-7	6,9E-7	0,27	0,791
β_2	3,522E-5	6,9E-7	51,07	0,000

$$\widehat{Y^*}_t = 1,7\ X\ 10^{-7} + 0,995Y^*_{t-1} + 1,8\ X\ 10^{-7}D_1(t) + 3,522\ X\ 10^{-5}D_2(t) + e_t$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.5) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran IV.

Hipotesa :

$H_0: \beta_1 = 0$

$H_1: \beta_i \neq 0$

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{2,6641E - 9}{4,5019E - 11} = 59,177$$

$F_{0.05,3,99} = 2,70$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,3,99}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran V.

Uji parameter $\emptyset_0$
Hipotesa :
$H_0: \emptyset_0 = 0$ ($\emptyset_0$ tidak berpengaruh signifikan)
$H_1: \emptyset_0 \neq 0$ ($\emptyset_0$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh
$$t_{hitung} = \frac{-1{,}7E-7}{5{,}1E-7} = -0{,}33$$
$$t_{0.025,99} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,100}$ maka H_0 diterima sehingga parameter $\emptyset_0$ tidak signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\emptyset_1$
Hipotesa :
$H_0: \emptyset_1 = 0$ ($\emptyset_1$ tidak berpengaruh signifikan)
$H_1: \emptyset_1 \neq 0$ ($\emptyset_1$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh
$$t_{hitung} = \frac{0{,}993618}{0{,}007724} = 128{,}77$$
$$t_{0.025,99} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_1$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_1}$

Hipotesa :
$H_0 : \beta_1 = 0$ (β_1 tidak berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_1 \neq 0$ (β_1 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh
$$t_{hitung} = \frac{1{,}18E-7}{6{,}9E-7} = 0{,}27$$
$$t_{0.025,99} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,100}$ maka H_0 diterima sehingga parameter β_1 tidak signifikan terhadap variabel prediktor

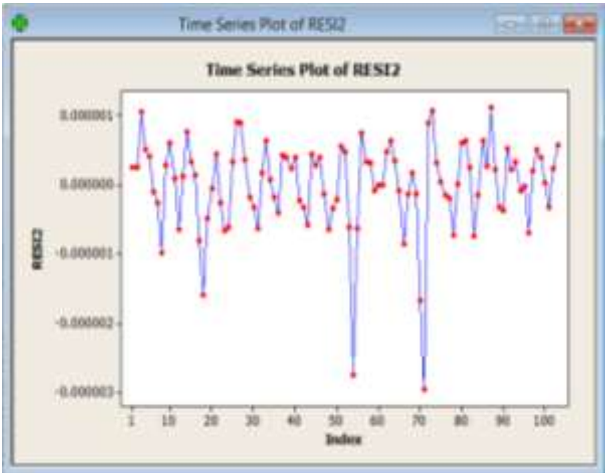
Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$
Hipotesa :
$H_0 : \beta_2 = 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_2 \neq 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh
$$t_{hitung} = \frac{3{,}522E-5}{6{,}9E-7} = 51{,}07$$
$$t_{0.025,99} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Karena masih terdapat parameter yang tidak signifikan maka dilakukan deteksi *outlier* guna mendapatkan *outlier* yang berpengaruh signifikan.

Hasil plot e_t dari persamaan (4.5) padat dilihat pada Gambar 4.8. terlihat bahwa terdapat 4 *outlier* yang terdeteksi di $t = 18, 54, 70, dan\ 71$ sehingga dengan cara meregresikan persamaan (4.5) dengan persamaan (4.6) diperoleh model regresi seperti pada persamaan (2.8).



Gambar 4.8 *Outlier* X3

$$D_3(t) = \begin{cases} 1; t : 18, 54, 70, 71 \\ 0; t : yang\ lain \end{cases} \tag{4.6}$$

Dengan meregresikan persamaan (4.5) dengan (4.6) maka diperoleh persamaan

$$Y_t^* = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1}^* + \beta_1 D_1(t) + \beta_2 D_2(t) + \beta_3 D_3(t) + e_t \tag{4.7}$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.7, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.7 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
$\emptyset_0$	-2,9E-7	3,7E-7	-0,79	0,431
$\emptyset_1$	0,997963	5,565E-3	176,35	0,000
β_1	4E-8	5E-7	0,07	0,943
β_2	3,519E-5	5E-7	69,78	0,000
β_3	-2,34E-6	2,5E-7	-9,34	0,000

$$\widehat{Y^*}_t = -2{,}9X10^{-7} + 0{,}988Y^*_{t-1} + 4X10^{-8}D_1(t) + 3{,}5X10^{-5}D_2(t) - 2X10^{-6}D_3(t) + e_t$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.7) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran VI.
Hipotesa :
$H_0 : \beta_1 = 0$
$H_1 : \beta_i \neq 0$

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{2{,}003E - 9}{2{,}4067E - 13} = 8323{,}81$$

$F_{0.05,4,98} = 2{,}46$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,4,98}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran VII.

Uji parameter $\emptyset_0$

Hipotesa :

H_0: $\emptyset_0 = 0$ ($\emptyset_0$ tidak berpengaruh signifikan)

H_1: $\emptyset_0 \neq 0$ ($\emptyset_0$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-2,9E-7}{3,7E-7} = -0,79$$

$$t_{0.025,98} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,98}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_0$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\emptyset_1$

Hipotesa :

H_0: $\emptyset_1 = 0$ ($\emptyset_1$ tidak berpengaruh signifikan)

H_1: $\emptyset_1 \neq 0$ ($\emptyset_1$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,997963}{5,565E-3} = 176,35$$
$$t_{0.025,98} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,98}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_1$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_1}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_1 = 0$ (β_1 tidak berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_1 \neq 0$ (β_1 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{4E-8}{5E-7} = 0,07$$
$$t_{0.025,98} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,98}$ maka H_0 diterima sehingga parameter β_1 tidak signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_2 = 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_2 \neq 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{3,519E-5}{5E-7} = 69,78$$
$$t_{0.025,98} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,98}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_3 = 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_3 \neq 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-2{,}34E-6}{2{,}5E-7} = -9{,}34$$

$$t_{0.025,98} = 0{,}677$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,98}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor

Karena persamaan tersebut masih belum memenuhi signifikansi maka dilakukan regresi persamaan (4.7) dengan $D_2(t)\ dan\ D_3(t)$ sehingga diperoleh persamaan (4.8) dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.8 yang memenuhi signifikansi dan memenuhi asumsi residual berdistribusi normal seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.9. Persamaan ARIMA(1,0,0) yang dapat digunakan yang telah memenuhi uji asumsi residual normal adalah sebagai berikut.

$$Y_t^* = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1}^* + \beta_2 D_2(t) + \beta_3 D_3(t) + e_t \qquad (4.8)$$

Dengan regresi diperoleh estimasi parameter seperti pada Tabel 4.8, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.8 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
$\emptyset_1$	0,9935	7,49E-4	1327,01	0,000
β_2	3,51E-5	4,9E-7	71,84	0,000
β_3	-2,34E-6	2,5E-7	-9,39	0,000

$$\widehat{Y^*}_t = 0,994Y^*_{t-1} + 0,000035D_2(t) - 0,000002D_3(t) + e_t$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.8) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran VIII.

Hipotesa :

$H_0 : \beta_1 = 0$

$H_1 : \beta_i \neq 0$

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{1,472E-7}{2,374E-13} = 619952,94$$

$F_{0.05,3,100} = 2,70$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,3,100}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Pengujian parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran IX.

Uji parameter $\boldsymbol{\emptyset_1}$

Hipotesa :

$H_0 : \emptyset_1 = 0$ ($\emptyset_1$ tidak berpengaruh signifikan)

$H_1 : \emptyset_1 \neq 0$ ($\emptyset_1$ berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,9935}{7,49E-4} = 1327,01$$

$$t_{0.025,100} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter $\emptyset_1$ signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_2 = 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_2 \neq 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{3{,}51E-5}{4{,}9E-7} = 71{,}84$$

$t_{0.025,100} = 1{,}960$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_3 = 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_3 \neq 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-2{,}34E-6}{2{,}5E-7} = -9{,}39$$

$t_{0.025,100} = 1{,}960$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor

3. Pengujian normalitas residual

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

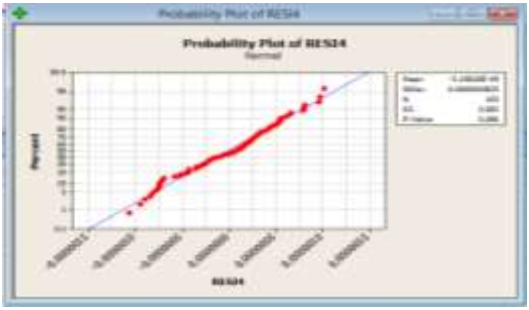
Statistik uji :

Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

$D_{hitung} = 0{,}072864$

$D_{tabel} = D_{0,95,103} = 0,1339$

Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.9).



Gambar 4.9 Residual AR(1) dengan Regresi Outlier

4.1.4 Peramalan

Dari persamaan ARIMA(1,0,0) dengan deteksi *outlier* maka diperoleh data ramalan untuk 12 periode kedepan yang dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Pemilihan model terbaik melalui MAPE (*Mean Absolute Percentage* Residual). Model dikatakan baik, jika model tersebut memiliki nilai MAPE yang kecil.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{Y_t - \widehat{Y_t}}{Y_t} \right|}{n} x100$$

$$= \left(\frac{0,3429}{103} \right) X100\%$$

$$= \frac{0,3429}{103} X100\% = 0,33\%$$

Dari perhitungan MAPE maka diketahui terdapat kesalahan pada model sebesar 0,33%.

Persentase laju inflasi berdaarkan Indeks Harga Konsumen yang diramalkan dengan ARIMA dengan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Lampiran X.

Tabel 4.9 : Data Hasil Peramalan

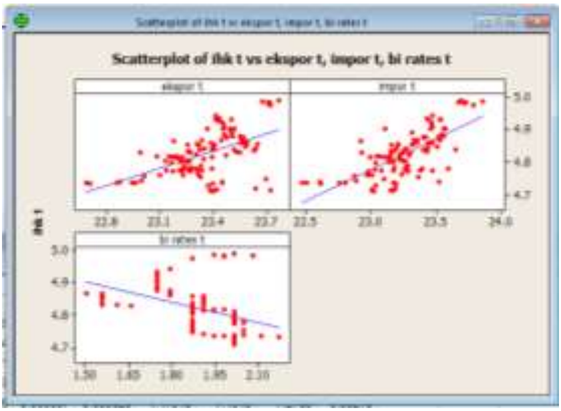
t	Tahun	Bulan	$\hat{Y}_t$
105	2017	September	133,7077515
106		Oktober	134,1106889
107		November	134,5148406
108		Desember	134,9202102
109	2018	Januari	135,3268014
110		Februari	135,7346179
111		Maret	136,1436634
112		April	136,5539415
113		Mei	136,9654561
114		Juni	137,3782108
115		Juli	137,7922093
116		Agustus	138,2074555

4.2 Model Regresi Linier Beganda

Pada tahap ini akan dilakukan pencarian model regresi guna mengetahui apakah inflasi yang diukur dengan indeks harga konsumen yang didefinisikan degan variabel respon bergantung pada ekspor, impor, dan BI *rates* yang didefinisikan oleh variabel prediktor dengan menggunakan regresi linier berganda.

4.2.1 Identifikasi

Sebelum melakukan proses perhitungan keterikatan dengan menggunakan metode regresi linier berganda terlebih dahulu akan dilihat *scatter plot* data regresi linier berganda dengan menghunakan *software* minitab 16 seperti yang ditunjukan pada Gamber 4.10.



Gambar 4.10 Keterhubungan Tiap Varibel

Dari *scatter plot* tersebut maka dapat dilihiat hubungan antara masing masing variabel respon dengan variabel prediktor memiliki pola hubungan linier yaitu untuk IHK dengan ekspor dan impor memiliki hubungah linier yang berbanding lurus, namun IHK berbanding terbalik dengan BI *rates.*

Deteksi multikolinieritas dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat korelasi antar variabel prediktor. Berikut adalah hasil deteksi multikolinieritas pada indeks harga konsumen Indonesia.

1. Nilai VIF

Berikut adalah hasil perhitungan VIF antara Y_t dengan x_{1t}, x_{2t}, dan x_{3t} yang dapat dilihat pada Tabel 4.10 sebagai berikut.

Tabel 4.10 : Nilai VIF

Variabel	VIF
x_{1t}	3,049
x_{2t}	3,168
x_{3t}	1,073

Tabel tersebut menunjukan bahwa tidak terdapat multikolinieritas. Hal tersebut dibuktikan dengan tidak adanya nilai VIF > 10.

2. Estimasi dan Pengujian parameter

Setelah melakukan perhitungan tersebut maka langkah selanjutnya adalah dilakukan perhitungan koefisien variabel dengan menggunakan regresi linier berganda dengan matriks seperti pada persamaan (2.14).

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \varepsilon_t \qquad (4.9)$$

Hasil estimasi parameter model regresi dengan metode OLS dapat dilihat pada Tabel 4.11, sehigga didapatkan taksiran model.

Tabel 4.11 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	1,3193	0,5027	2,62	0,010
β_1	-0,03414	0,03621	-0,94	0,348
β_2	0,19555	0,02996	6,53	0,000
β_3	-0,13108	0,03051	-4,3	0,000

$$\hat{Y}_t = 1{,}32 - 0{,}0341\ X_{1t} + 0{,}196\ X_{2t} - 0{,}31\ X_{3t}$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.9) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XI.

Hipotesa :

$H_0 : \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ ($x_{1t},\ x_{2t}$ dan x_{3t} tidak berpengaruh signifikan terhadap Y_t)

$H_1 : \beta_i \neq 0$ (minimal ada satu variabel diantara x_{1t} x_{2t} dan x_{3t} yang berpengaruh signifikan terhadap Y_t)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{0{,}10215}{0{,}00205} = 49{,}84$$

$$F_{0.05,3,100} = 2{,}70$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,3,100}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XII.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{1,3193}{0,5027} = 2,62$$

$$t_{0.025,100} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_1}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_1 = 0$ (β_1 berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_1 \neq 0$ (β_1 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-0,03414}{0,03621} = -0,94$$

$$t_{0.025,100} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,100}$ maka H_0 diterima sehingga parameter β_1 tidak signifikan terhadap variabel prediktor.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}19555}{0{,}02996} = 6{,}53$$

$$t_{0.025,100} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_3 = 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_3 \neq 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-0{,}13108}{0{,}03051} = -4{,}3$$

$$t_{0.025,100} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor.

Dengan variabel prediktor dapat menjelaskan variabel respon sebesar 59,9%.

Karena menurut uji parsial terdapat parameter pada model regresi (4.9) yang tidak signifikan yaitu β_1 maka akan dilakukan pencarian model regresi tanpa variabel x_{1t}.

4.2.2 Model Regresi *Stepwise*

Sebelum melakukan regresi *stepwise* terlebih dahulu akan dilakukan perhitungan koefisien korelasi.Berikut adalah hasil dari uji korelasi dengan menggunakan uji korelasi pearson antara variabel respon dan variabel prediktor yang dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 : Korelasi Antar Variabel

Variabel	Y_t	x_{1t}	x_{2t}
x_{1t}	0,542		
	0,000		
x_{2t}	0,720	0,818	
	0,000	0,000	
x_{3t}	-0,048	-0,158	-0,248
	0,000	0,109	0,011

Karena pada regresi *stepwise* hanya dipilih variabel prediktor yang memiliki nilai korelasi terbesar dengan parameter yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon maka dipilih x_{2t} dan x_{3t} sebagai variabel prediktornya. Sehingga dihasilkan model

$$Y_t = \beta_0 + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \varepsilon_t \qquad (4.10)$$

Hasil estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.13 sehingga didapatkan taksiran model.

Tabel 4.13 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	1,0616	0,4216	2,52	0,013
β_2	0,17254	0,01736	9,94	0,000
β_3	-0,1334	0,03039	-4,39	0,000

$$\hat{Y}_t = 1{,}06 + 0{,}173X_{2t} - 0{,}133X_{3t}$$

Stepwise Regression: ihk t versus ekspor t, impor t, bi rates t

Alpha-to-Enter: 0,15 Alpha-to-Remove: 0,15

Response is ihk t on 3 predictors, with N = 104

Step	1	2
Constant	0,2726	1,0616
impor t	0,191	0,173
T-Value	10,45	9,94
P-Value	0,000	0,000
bi rates t		-0,133
T-Value		-4,39
P-Value		0,000
S	0,0481	0,0452
R-Sq	51,05	58,57
R-Sq(adj)	51,38	55,77
Mallows Cp	20,1	2,9

Gambar 4.11 *Output* Regresi *stepwise*

4.2.3 Uji Serentak dan Parsial

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian pada model regresi (4.10) secara parsial dan serentak sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XIII.

Hipotesa :

$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = 0$ (x_{2t} dan x_{3t} tidak berpengaruh signifikan terhadap Y_t)

$H_1: \beta_i \neq 0$ (minimal ada satu variabel diantara x_{2t} dan x_{3t} yang berpengaruh signifikan terhadap Y_t)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{0{,}15231}{0{,}00205} = 74{,}29$$

$$F_{0.05,2,101} = 3{,}09$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,2,101}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XIV.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :
$H_0: \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)
$H_1: \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{1{,}0616}{0{,}4216} = 2{,}518$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,101}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}17254}{0{,}01736} = 9{,}938$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,101}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_3 = 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_3 \neq 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{-0{,}1334}{0{,}03039} = -4{,}389$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,101}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor

Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 59,6%.

4.2.4 Uji Asumsi Residual

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

1. Pengujian normalitas residual

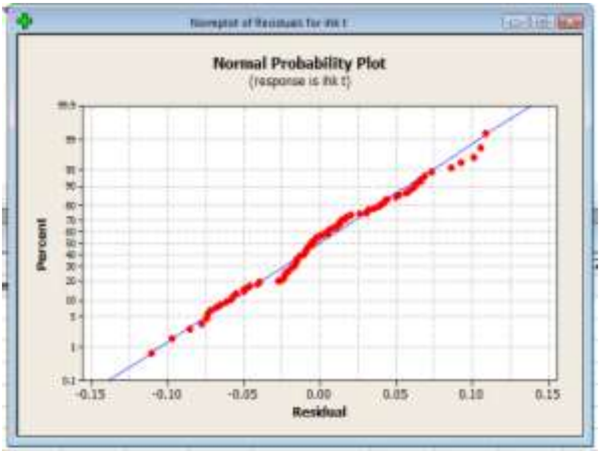
Hipotesa :
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)
$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :
Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh
$D_{hitung} = 0{,}08036$
$D_{tabel} = 0{,}1331$

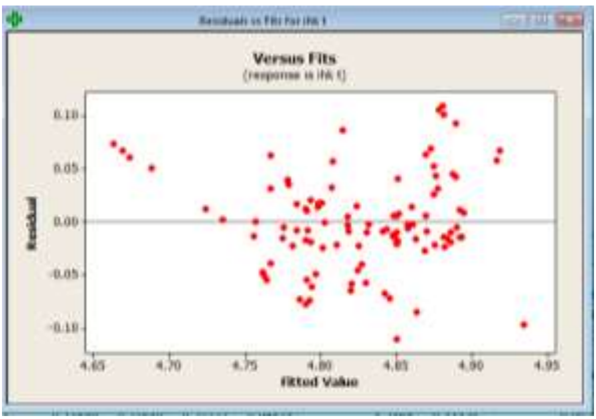
Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.12).

2. Pengujian residual identik

Pengujian asumsi residual identik dapat dilakukan secara analisa dengan melihat *scatter plot*. Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar4.13 terlihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong sehingga dapat disimpulkan residual identik.



Gambar 4.12 Plot Normalitas Residual



Gambar 4.13 *Scatter Plot* Residual Identik

3. Pengujian asumsi resiudal independen

Pengujian residual independen dilakukan untk mengetahui apakah data residual bersifat independen. Pengujian dilakukan dengan Durbin-Watson.

Hipotesa :

H_0: residual independen

H_1: residual dependen

Statistik uji :

sesuai pada persamaan (2.16) diperoleh

$d = 0{,}6045$

$dU = 1{,}6998$

$4 - dU = 2{,}3002$

Karena $d < dL[1{,}6415]$ maka H_0 ditolak sehingga residual tidak memenuhi asumsi residual independen maka perlu dilakukan transformasi Ochrane Orcutt sehingga didapatkan model regresi yang memenuhi semua uji asumsi yang diperlukan.

4.2.5 Transformasi Ochrane Orcutt

Pada tahap ini akan dilakukan transformasi data ke transformasi Ochrane Orcut guna mendapatkan model regresi yang memenuhi uji asumsi residual independen.

Dari residual yang diperoleh telah terbukti jika residual memiliki sifat dependen sehingga untuk memperoleh model regresi yang baik akan dilakukan transformasu ochrae orcutt.

Untuk memulai transformasi ochrane orcutt langkah pertama adalah mencari nilai ρ yang dapat diperoleh dengan meregresikan residual (u_t) dari persamaan sebagai berikut.

$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1}$

Sehingga diperoleh persamaan :

$\varepsilon_t = 0{,}689\varepsilon_{t-1}$

Selanjutnya adalah mentransformasikan masing masing variabel dengan persamaan $Y_t^* = Y_t - \rho Y_{t-1}$ sehingga diperoleh persamaan regresi yang baru yang memenuhi semua uji asumsi yang berlaku.

4.2.6 Hasil Regresi Indeks Harga Konsumen dengan Impor dan BI *Rates* dengan konstanta dan Uji Asumsi

Sebelum melakukan pencarian model regresi antara IHK dengan impor dan BI *rates* perlu dilakukan deteksi multikolinieritas dengan menggunakan VIF.

Dengan perhitungan VIF antaraY_t^* dengan x_{2t}^* dan x_{3t}^* dapat dilihat pada Tabel 4.14 sebagai berikut.

Tabel 4.14 : Nilai VIF

Variabel	VIF
x_{2t}^*	3,633
x_{3t}^*	3,633

Tabel tersebut menunjukan bahwa tidak terdapat multikolinieritas. Hal tersebut dibuktikan dengan adanya nilai VIF > 10.

Dengan regresi *stepsiwe* diperoleh model regresi

$$Y_t^* = \beta_0 + \beta_2 x_{2t}^* + \beta_3 x_{3t}^* + \varepsilon_t \qquad (4.11)$$

Dengan estimasi parameter seperti yang ditunjukan pada Tabel 4.15, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.15 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	0,01427	0,03039	0,47	0,640
β_2	0,202020	0,007338	27,53	0,000
β_3	0,04398	0,05989	0,63	0,464

$\hat{Y}_t^* = 0{,}01427 + 0{,}202020X_{2t}^* + 0{,}04398x_{3t}^*$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.11) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XV.

Hipotesa :

H_0: $\beta_0 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ (x_{2t}^* dan x_{3t}^* tidak berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)

H_1: $\beta_0 = \beta_2 = \beta_3 \neq 0$ (x_{2t}^* dan x_{3t}^* berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{1{,}8313}{0{,}0013} = 1440{,}47$$

$$F_{0.05,2,101} = 3{,}09$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,102}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabelmana yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XVI.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}01427}{0{,}03039} = 0{,}47$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,103}$ mmaka H_0 diterima sehingga parameter β_0 tidak signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}202020}{0{,}007338} = 27{,}53$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,101}$ mmaka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_3 = 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_3 \neq 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}04398}{0{,}05989} = 0{,}63$$

$$t_{0.025,101} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.25,101}$ maka H_0 diterima sehingga parameter β_3 tidak signifikan terhadap variabel prediktor.

Karena tidak signifikan pada variabel x_{3t}^* maka dilakukan regresi tanpa variabel x_{3t}^*. Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 96,6%.

4.2.7 Hasil Regresi Indeks Harga Konsumen dengan Impor dengan konstanta dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$Y_t^* = \beta_0 + \beta_2 x_{2t}^* + \varepsilon_t \tag{4.12}$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.16, sehingga diperoleh taksiran model, sehingga didapatkan taksiran model.

Tabel 4.16 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	0,00639	0,02836	0,23	0,822
β_2	0,206608	0,003841	53,79	0,000

$$\hat{Y}_t^* = 0{,}00639 + 0{,}206608x_{2t}^*$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.12) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XVII.

Hipotesa :

$H_0 : \beta_0 = \beta_2 = 0$ (x_{2t}^* tidak berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)

$H_1 : \beta_0 = \beta_2 \neq 0$ (x_{2t}^* berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{3{,}6618}{0{,}0013} = 2893{,}48$$

$$F_{0.05,1,102} = 3{,}93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,102}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Pengujian parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XVIII.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,00639}{0,02836} = 0,23$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| < T_{0.025,102}$ mmaka H_0 diterima sehingga parameter β_0 tidak signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,206608}{0,00384} = 53,79$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

Dengan variabel prediktor dapat menerangkan variabel respon sebesar 96,6%.

4.2.8 Hasil Regresi Indeks Harga Konsumen dengan Impor Tanpa Konstanta dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$Y_t^* = \beta_2 X_{2t}^* + \varepsilon_t \quad (4.13)$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.17, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.17 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_2	0,207466	0,00047	441,19	0,000

$\hat{Y}_t^* = 0{,}2074 X_{2t}^*$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.13) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XIX.

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (x_{2t}^* tidak berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)
$H_1: \beta_2 \neq 0$ (x_{2t}^* berpengaruh signifikan terhadap Y_t^*)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{244{,}07}{0{,}000} = 194650{,}3$$

$$F_{0.05,1,103} = 3{,}93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,103}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XX.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$
Hipotesa :
$H_0: \beta_2 = 0$
$H_1: \beta_2 \neq 0$

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}207466}{0{,}00047} = 441{,}41$$

$$t_{0.025,103} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor

3. Pengujian asumsi residal IIDN

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

3.1 Pengujian normalitas residual

Hipotesa :

H_0: residual indeks harga konsumen tidak berdistribusi normal

H_1: residual indeks harga konsumen berdistribusi normal

Statistik uji :

Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

$D_{hitung} = 0{,}088744$

$D_{tabel} = 0{,}1331$

Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.14).

Gambar 4.14 Normalitas Residual

3.2 Pengujian residual identik

Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar 4.15 sebagai berikut dilihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.15 sehingga dapat disimpulkan residual identik.

3.3 Pengujian asumsi resiudal independen

Hipotesa :

H_0: residual independen

H_1: residual dependen

Statistik Uji :

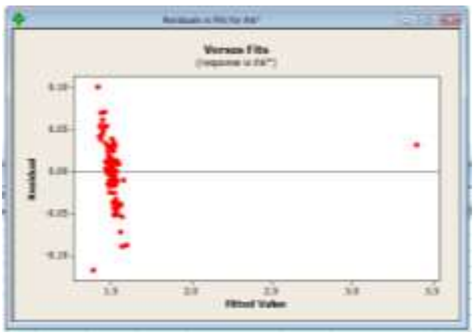
Sesuai dengan persamaan (2.16) diperoleh

$d = 2{,}29456$

$dU = 1{,}6998$

$4 - dU = 2{,}3002$

Karena $dU[1{,}6998] < d < 4 - dU[2{,}3002]$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual independen



Gambar 4.15 *Scatter Plot* Residual Identik

4.2.9 Hasil Regresi Impor dengan BI *Rates* dengan Konstanta dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$x_{2t}^{*} = \beta_0 + \beta_3 x_{3t}^{*} + \varepsilon_t \qquad (4.14)$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.18, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.18 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	3,2624	0,2525	12,92	0,000
β_1	6,9481	0,4239	16,39	0,000

$$\widehat{x_{2t}^{*}} = 3{,}26 + 6{,}95 x_{3t}^{*}$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.14) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XXI.

Hipotesa :

$H_0: \beta_0 = \beta_3 = 0$ (X_{1t}^{*} tidak berpengaruh signifikan terhadap x_{2t}^{*})

$H_1: \beta_0 = \beta_3 \neq 0$ (X_{1t}^{*} berpengaruh signifikan terhadap x_{2t}^{*})

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{62{,}174}{0{,}231} = 268{,}61$$

$$F_{0.05,1,102} = 3{,}93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,103}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Pengujian parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XXII.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :
$H_0 : \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{3{,}2624}{0{,}2525} = 12{,}92$$

$$t_{0.025,102} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,100}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$

Hipotesa :
$H_0 : \beta_3 = 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_3 \neq 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh
$$t_{hitung} = \frac{6,9481}{0,4239} = 16,39$$
$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor

Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 72,5%.

3. Pengujian asumsi residal IIDN

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

3.1 Pengujian normalitas residual
Hipotesa :
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)
$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

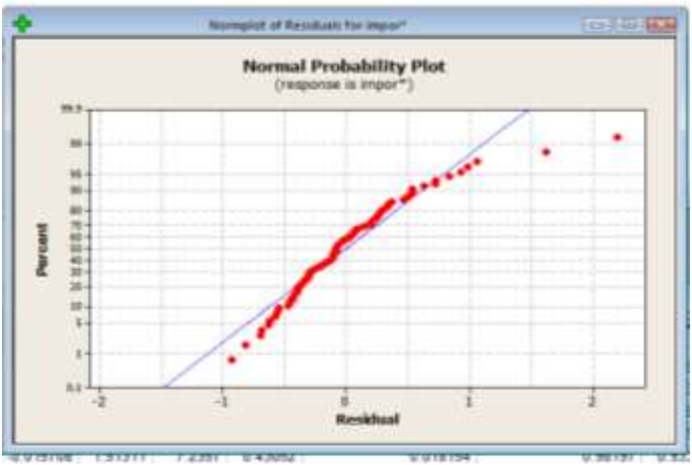
Statistik uji :
Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

$D_{hitung} = 0{,}10585$
$D_{tabel} = 0{,}1331$

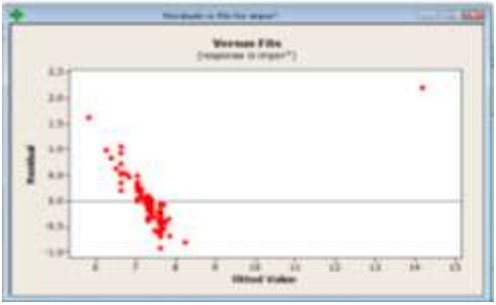
Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 ditrima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.16).

3.2 Pengujian residual identik

Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar sebagai berikut dilihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.17 sehingga dapat disimpulkan residual identik.



Gambar 4.16 Normalitas Residual



Gambar 4.17 *Scatter Plot* Residual Identik

3.3 Pengujian asumsi resiudal independen
Hipotesa :
H_0: residual independen
H_1: residual dependen

Statistuk uji :
Sesuai dengan persamaan (2.16) diperoleh
$d = 0{,}94235$
$dU = 1{,}6998$
$4 - dU = 2{,}3002$

Karena nilai d tidak memenuhi $dU < d < 4 - dU$ maka H_0 ditolak sehingga residu dependen.

4.2.10 Transformasi Ochrane Orcutt

Pada tahap ini akan dilakukan transformasi ochrane orcutt ke 2 dari data resiudal yang diperoleh karena model tidak memenuhi uji asumsi residual idependensi.

Dari residual yang diperoleh telah terbukti jika residual memiliki sifat dependen sehingga untuk memperoleh model regresi yang baik akan dilakukan transformasu ochrae orcutt.

Untuk memulai transformasi ochrane orcutt langkah pertama adalah mencari nilai ρ yang dapat diperoleh dengan meregresikan residual (u_t) dari persamaan sebagai berikut.

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1}$$

Sehingga diperoleh persamaan :

$$\varepsilon_t = 0{,}423\varepsilon_{t-1}$$

Selanjutnya adalah mentransformasikan masing masing variabel dengan persamaan $Y_t^* = Y_t - \rho Y_{t-1}$ sehingga diperoleh persamaan regresi yang baru yang memenuhi semua uji asumsi yang berlaku.

4.2.11 Hasil regresi Impor dengan BI *Rates* dengan Konstanta dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$x_{2t}^{**} = \beta_0 + \beta_3 x_{3t}^{**} + \varepsilon_t \qquad (4.15)$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.19, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.19 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	1,2642	0,1265	9,99	0,000
β_3	8,8139	0,3529	24,97	0,000

$$\widehat{x_{2t}^{**}} = 1{,}26 + 8{,}81x_{3t}^{**}$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.15) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XXIII.

Hipotesa :

$H_0 \colon \beta_0 = \beta_1 = 0$ (X_{3t}^{**} tidak berpengaruh signifikan terhadap $\widehat{x_{2t}^{**}}$)

$H_1 \colon \beta_0 = \beta_1 \neq 0$ (X_{3t}^{**} berpengaruh signifikan terhadap $\widehat{x_{2t}^{**}}$)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{115{,}73}{0{,}19} = 623{,}7$$

$$F_{0.05,1,102} = 3{,}93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,102}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon

2. Pengujian parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XXIV.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$
Hipotesa :
$H_0 : \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{1,2642}{0,1265} = 9,99$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_3}$
Hipotesa :
$H_0 : \beta_3 = 0$ (β_3 berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_3 \neq 0$ (β_3 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{8,8139}{0,3529} = 24,97$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,103}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_3 signifikan terhadap variabel prediktor.

Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 85,9%.

3. Pengujian asumsi residal IIDN

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

3.1 Pengujian normalitas residual

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

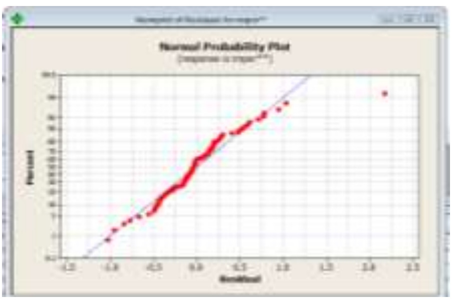
Statistik uji :

Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

$D_{hitung} = 0{,}125478$

$D_{tabel} = 0{,}1331$

Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.18).



Gambar 4.18 Normalitas Residual

3.2 Pengujian residual identik

Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar sebagai berikut dilihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.19 sehingga dapat disimpulkan residual identik.

3.3 Pengujian asumsi resiudal independen

Hipotesa :

H_0: residual independen

H_1: residual dependen

Statistuk uji :

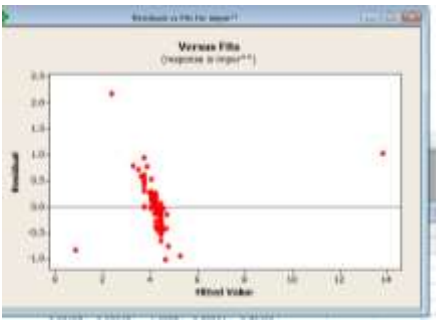
Sesuai dengan persamaan (2.16) diperoleh

$d = 1.82901$

$dU = 1,6998$

$4 - dU = 2,3002$

Karena $dU[1,6998] < d < 4 - dU[2,3002]$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual independen.



Gambar 4.19 *Scatter Plot* Residual Identik

4.2.12 Hasil Regresi Ekspor dengan Impor dengan Konstanta dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$x_{1t} = \beta_0 + \beta_2 x_{2t} + \varepsilon_t \tag{4.16}$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.20, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.20 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	7,902	1,074	7,36	0,000
β_2	0,66436	0,04618	13,39	0,000

$\widehat{x_{1t}} = 7{,}902 + 0{,}664 x_{2t}$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.16) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XXV.

Hipotesa :

$H_0: \beta_0 = \beta_2 = 0$ (X_{3t}^* tidak berpengaruh signifikan terhadap x_{1t})

$H_1: \beta_0 = \beta_2 \neq 0$ (X_{3t}^* berpengaruh signifikan terhadap x_{1t})

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{3,1993}{0,0154} = 206,98$$

$$F_{0.05,1,102} = 3,93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,102}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji parsial dapat dilihat pada Lampiran XXVI.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :
$H_0 : \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)
$H_1 : \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :
Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{7,902}{1,074} = 7,36$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0 : \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1 : \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0{,}66346}{0{,}04618} = 14{,}39$$

$$t_{0.025,102} = 1{,}960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.25,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor.

Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 67%.

3. Pengujian asumsi residal IIDN

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

3.1 Pengujian normalitas residual

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

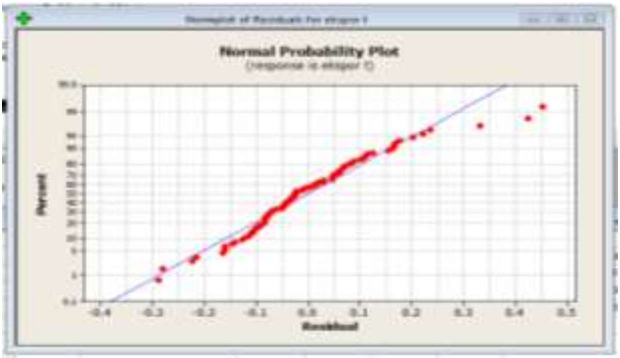
Statistik uji :

Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

$D_{hitung} = 0{,}099314$

$D_{tabel} = 0{,}1331$

Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.20)



Gambar 4.20 Normalitas Residual

3.2 Pengujian residual identik

Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar sebagai berikut dilihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.21 sehingga dapat disimpulkan residual identik.

3.3 Pengujian asumsi resiudal independen

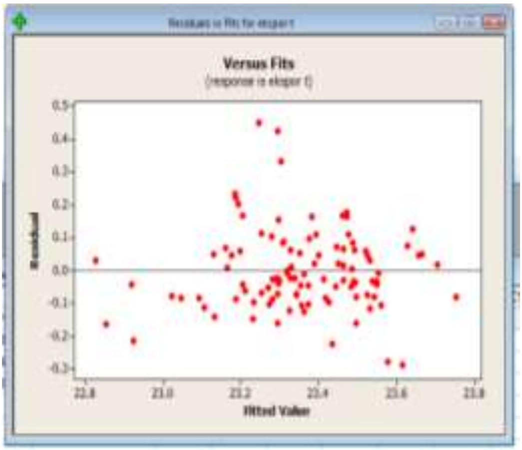
Hipotesa :

H_0: residual independen

H_1: residual dependen

Statistuk uji :
Sesuai dengan persamaan (2.16) diperoleh
$d = 1{,}04963$
$dU = 1{,}6998$
$4 - dU = 2{,}3002$

Karena $d < dU$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan residual dependen.



Gambar 4.21 *Scatter Plot* Residual Identik

4.2.13 Transformasi Ochrane Orcutt

Pada tahap ini akan dilakukan transformasi ochrane orcutt ke 2 dari data resiudal yang diperoleh karena model tidak memenuhi uji asumsi residual idependensi.

Dari residual yang diperoleh telah terbukti jika residual memiliki sifat dependen sehingga untuk memperoleh model regresi yang baik akan dilakukan transformasu ochrae orcutt. Untuk memulai transformasi ochrane orcutt langkah pertama adalah mencari nilai ρ yang dapat diperoleh dengan meregresikan residual (u_t) dari persamaan sebagai berikut.

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1}$$

Sehingga diperoleh persamaan :

$$\varepsilon_t = 0{,}460\varepsilon_{t-1}$$

Selanjutnya adalah mentransformasikan masing masing variabel dengan persamaan $Y_t^* = Y_t - \rho Y_{t-1}$ sehingga diperoleh persamaan regresi yang baru yang memenuhi semua uji asumsi yang berlaku.

4.2.14 Hasil regresi Ekspor dengan impor dengan Transformasi dan Uji Asumsi

Setelah melakukan perhitungan dengan regresi diperoleh persamaan

$$x_{1t}^* = \beta_0 + \beta_2 x_{2t}^* + \varepsilon_t \quad (4.17)$$

Dengan hasil estimasi parameter ditunjukan pada Tabel 4.21, sehingga diperoleh taksiran model.

Tabel 4.21 : Estimasi Parameter

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	*p-value*
β_0	0,3153	0,2175	1,45	0,150
β_2	0,97917	0,01718	56,99	0,000

$\widehat{x_{1t}^*} = 0{,}315 + 0{,}979x_{2t}^*$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model pada persamaan (4.17) dengan melakukan uji serentak dan parsial sebagai berikut :

1. Uji serentak

Pengujian serentak digunakan untuk menguji pengaruh variabel prediktor secara bersama sama terhadap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XXVII.

Hipotesa :

$H_0 : \beta_0 = \beta_2 = 0$ (X_{3t}^{**} tidak berpengaruh signifikan terhadap x_{1t}^*)

$H_1 : \beta_0 = \beta_2 \neq 0$ (X_{3t}^{**} berpengaruh signifikan terhadap x_{1t}^*)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.14) diperoleh

$$F_{hitung} = \frac{56{,}868}{0{,}018} = 3247{,}89$$

$$F_{0.05,1,102} = 3{,}93$$

Karena $F_{hitung} > F_{0.05,1,102}$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon

2. Uji parsial

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui variabel mana sajakah yang berpengaruh signifikan terhdap variabel respon. Hasil tabel uji serentak dapat dilihat pada Lampiran XXVIII.

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_0}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_0 = 0$ (β_0 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (β_0 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,3153}{0,2175} = 1,45$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_0 signifikan terhadap variabel prediktor

Uji parameter $\boldsymbol{\beta_2}$

Hipotesa :

$H_0: \beta_2 = 0$ (β_2 berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_2 \neq 0$ (β_2 tidak berpengaruh signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan persamaan (2.15) diperoleh

$$t_{hitung} = \frac{0,97917}{0,01718} = 56,99$$

$$t_{0.025,102} = 1,960$$

Karena $|T_{hitung}| > T_{0.025,102}$ maka H_0 ditolak sehingga parameter β_2 signifikan terhadap variabel prediktor.

Dengan variabel prediktor mampu menjelaskan variabel respon sebesar 97%.

3. Pengujian asumsi residal IIDN

Asumsi IIDN adalah residual data harus berdistribusi normal, identik, dan independen. Pengujian normalitas residual dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*, lalu untuk menguji residual berdistribusi identik dengan melakukan analisa dari *scatter plot*, dan untuk menguji residual independen menggunakan uji *Durbin-Watson*.

3.1 Pengujian normalitas residual

Hipotesa :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

Uji normalitas dengan menggunakan kolmogorov-smirnov dapat dilihat pada persamaan (2.6) sehingga diperoleh

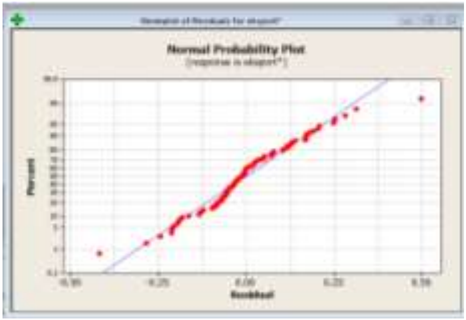
$D_{hitung} = 0{,}104382$

$D_{tabel} = 0{,}1331$

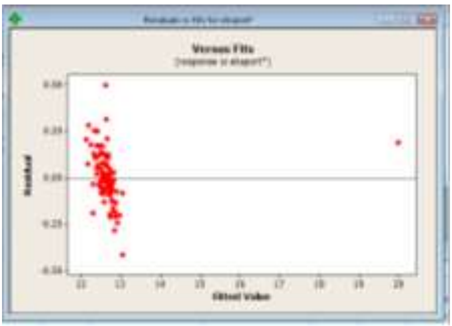
Karena $D_{hitung} < D_{tabel}$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual berdistribusi normal, seperti yang dapat dilihat pada Gambar (4.22).

3.2 Pengujian residual identik

Dari *scatter plot* yang disediakan oleh Gambar sebagai berikut dilihat bahwa titik-titik terbsebar pada Y diatas dan dibawah 0 dan tidak memiliki pola corong seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.23 sehingga dapat disimpulkan residual identik.



Gambar 4.22 Normalitas Residual



Gambar 4.23 *Scatter Plot* Residual Identik

3.3 Pengujian asumsi resiudal independen

Hipotesa :

H_0: residual ekspor independen

H_1: residual ekspor dependen

Statistuk uji :

Sesuai dengan persamaan (2.16) diperoleh

$d = 2{,}10812$
$dU = 1{,}6998$
$4 - dU = 2{,}3002$

Karena $dU[1{,}6998] < d < 4 - dU[2{,}3002]$ maka H_0 diterima sehingga disimpulkan residual adalah independen.

BAB V

PENUTUP

Pada bab ini berisi kesimpulan akhir yang diperoleh dari analisis dan pembahasan tugas akhir serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan data *time series* indeks harga konsumen, nilai ekspor, nilai impor, dan BI *rates* maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Berdasarkan peramalan indeks harga konsumen dengan menggunakan metode ARIMA diperoleh model ARIMA(1,0,0) dengan deteksi outlier dengan model ARIMA sebagai berikut :
   $\hat{Y}_t^* = 0{,}994Y_{t-1}^* + 0{,}000035x_2(t) - 0{,}000002x_3(t)$
   Dengan MAPE sebesar 0,33%

2. Berdasarkan regresi linier didapatkam model regresi yang mempengaruhi indeks harga konsumen dengan menggunakan transformasi Ochrane-Orcutt diantaranya adalah sebagai berikut :
   $\hat{Y}_t^* = 0{,}2074X_{2t}^*$ dengan $R^2 = 96{,}6\%$
   $\widehat{x_{2t}^{**}} = 1{,}26 + 8{,}81x_{3t}^{**}$ dengan $R^2 = 85{,}9\%$
   $\widehat{x_{1t}^{*}} = 0{,}315 + 0{,}979x_{2t}^*$ dengan $R^2 = 97\%$

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode peramalan selain metode ARIMA sebagai pembanding nilai MAPE terkecil dan untuk perhitungan korelasi model matematika, disarankan untuk menambah variabel prediktor.

Daftar Pustaka

[1] Tripena, Agustini. (2011). **Peramalan Indeks Harga Konsumen Dan Inflasi Indonesia Dengan Metode ARIMA Box-Jenkins**. Jurnal Magistra N0. 75 Th.XXIII ISSN 0215-9511.

[2] Silfiani, Mega dan Suhartono. (2012). **Aplikasi Metode Ensembel Untuk Peramalan Inflasi Di Indonesia**. Jurnal Sains dan Seni ITS vol. 1, ISSN 2031-928X.

[3] Atmadja. (1999). **Inflasi di Indonesia: Sumber-sumber Penyebab dan Pengendaliannya**. Jurnal Akuntansi dan Keuangan Universitas Kristen Petra, 1(1), 54 – 67.

[4] Bank Indonesia. (2013). **Koordinasi Pengendalian Inflasi**. http://www.bi.go.id. Diakses 16 Januari 2018.

[5] Wei, W.,W.,S. (2006). **Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method 2nd Editions**. New York: Addison Wesley Publishing Company, Inc.

[6] Kutner, M.H., C.j. Nachtsheim., dan J. Neter. (2004). **Applied Linear Regression** 12 **Models. 4th ed.** New York : McGraw-Hill Companies, Inc.

[7] Gujarati, N.D. (2003). **Basic Econometrics. 4th ed**. New York: McGraw-Hill Companies, Inc.

[8] Bhattacharyya, G.K., dan Johnson, R.A. (1977). **Statistical Concepts and Methods**. Canada : John Wiley & Sons, Inc.

[9] Draper, N.R, dan Smith, H. (1992). **Analisis Regresi Terapan**. Jakarta : PT Gramedia Pustaka Utama Jakarta.

"*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*"

LAMPIRAN I

Output SAS MA(5)

Lampiran II

Tabel ANOVA ARIMA (1,0,0) + $D_1(t)$

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	2	6.81826E-09	3.40913E-09	279.73	0.000
Residual Error	100	1.21870E-09	1.21870E-11		
Total	102	8.03697E-09			

Lampiran III

Tabel Uji Parsial ARIMA(1,0,0) + $D_1(t)$

```
The regression equation is
yt = 0.000006 + 0.912 yt-1 + 0.000001 x1


Predictor         Coef     SE Coef      T      P    VIF
Constant    0.00000554  0.00000257   2.15  0.034
yt-1           0.91196     0.03930  23.21  0.000  1.033
x1          0.00000118  0.00000357   0.33  0.741  1.033


S = 3.490994E-06   R-Sq = 84.8%   R-Sq(adj) = 84.5%
```

Lampiran IV

Tabel Uji ANOVA ARIMA(1,0,0) + $D_1(t) + D_2(t)$

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	7.99240E-09	2.66413E-09	5917.76	0.000
Residual Error	99	4.45691E-11	4.50193E-13		
Total	102	8.03697E-09			

Lampiran V

Tabel Uji Parsial ARIMA(1,0,0) + $D_1(t) + D(t)$

The regression equation is

yt = - 0.000000 + 0.995 yt-1 + 0.000000 x1 + 0.000035 x2

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.00000017	0.00000051	-0.33	0.741	
yt-1	0.994618	0.007724	128.77	0.000	1.081
x1	0.00000018	0.00000069	0.27	0.791	1.034
x2	0.00003522	0.00000069	51.07	0.000	1.046

Lampiran VI

Tabel ANOVA ARIMA(1,0,0) + $D_1(t) + D_2(t) + D_3(t)$

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	8.01338E-09	2.00334E-09	8323.81	0.000
Residual Error	98	2.35863E-11	2.40676E-13		
Total	102	8.03697E-09			

Lampiran VII

Tabel Uji Parsial ARIMA(1,0,0) + $D_1(t) + D_2(t) + D(t)$

The regression equation is
yt = - 0.000000 + 0.998 yt-1 + 0.000000 x1 + 0.000035 x2 - 0.000002 x3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-0.00000029	0.00000037	-0.79	0.431	
yt-1	0.997963	0.005659	176.35	0.000	1.085
x1	0.00000004	0.00000050	0.07	0.943	1.035
x2	0.00003519	0.00000050	69.78	0.000	1.046
x3	-0.00000234	0.00000025	-9.34	0.000	1.005

Lampiran VIII

Tabel Uji ANOVA ARIMA(1,0,0) + $D_2(t) + D_2(t)$

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	4.41666E-07	1.47222E-07	619962.94	0.000
Residual Error	100	2.37469E-11	2.37469E-13		
Total	103	4.41690E-07			

Lampiran IX

Tabel Uji Parsial ARIMA(1,0,0) + $D_2(t) + D_3(t)$

The regression equation is
yt = 0.994 yt-1 + 0.000035 x2 - 0.000002 x3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Noconstant					
yt-1	0.993552	0.000749	1327.01	0.000	1.048
x2	0.00003510	0.00000049	71.84	0.000	1.005
x3	-0.00000234	0.00000025	-9.39	0.000	1.043

LAMPIRAN X

Hasil Ramalan Inflasi Indonesia

Perhitungan Inflasi Indonesia			
No	Periode	Ihk	Inflasi (%)
1	Aug-17	129.91	
2	Sep-17	133.7078	2.923371199
3	Oct-17	134.1107	0.301356786
4	Nov-17	134.5148	0.301356786
5	Dec-17	134.9202	0.301356786
6	Jan-18	135.3268	0.301356786
7	Feb-18	135.7346	0.301356786
8	Mar-18	136.1437	0.301356786
9	Apr-18	136.5539	0.301356786
10	May-18	136.9655	0.301356786
11	Jun-18	137.3782	0.301356786
12	Jul-18	137.7922	0.301356786
13	Aug-18	138.2075	0.301356786

Lampiran XI

Tabel Uji ANOVA Regresi IHK Terhadap Ekspor, Impor, dan BI *Rates*

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	0.30645	0.10215	49.84	0.000
Residual Error	100	0.20496	0.00205		
Total	103	0.51141			

Lampiran XII

Tabel Uji Parsial Regresi IHK Terhadap Ekspor, Impor, dan BI *Rates*

The regression equation is
ihk t = 1.32 - 0.0341 ekspor t + 0.196 impor t - 0.131 bi rates t

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	1.3193	0.5027	2.62	0.010	
ekspor t	-0.03414	0.03621	-0.94	0.348	3.049
impor t	0.19555	0.02996	6.53	0.000	3.168
bi rates t	-0.13108	0.03051	-4.30	0.000	1.073

S = 0.0452721   R-Sq = 59.9%   R-Sq(adj) = 58.7%

Lampiran XIII

Tabel Uji ANOVA Regresi IHK Terhadap Impor dan BI *Rates*

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	2	0.30463	0.15231	74.40	0.000
Residual Error	101	0.20678	0.00205		
Total	103	0.51141			

Lampiran XIV

Tabel Uji Parsial Regresi IHK Terhadap Impor, dan BI *Rates*

The regression equation is
ihk t = 1.06 + 0.173 impor t - 0.133 bi rates t

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	1.0616	0.4216	2.52	0.013	
impor t	0.17254	0.01736	9.94	0.000	1.066
bi rates t	-0.13340	0.03039	-4.39	0.000	1.066

S = 0.0452472   R-Sq = 59.6%   R-Sq(adj) = 58.8%

Lampiran XV

Tabel Uji ANOVA Regresi IHK Terhadap Impor dan BI *Rates* Transformasi 1

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	2	3.6625	1.8313	1440.47	0.000
Residual Error	101	0.1284	0.0013		
Total	103	3.7909			

Lampiran XVI

Tabel Uji Parsial Regresi IHK Terhadap Impor, dan BI *Rates* Transformasi 1

```
The regression equation is
ihk* = 0.0143 + 0.202 impor* + 0.0440 BI*


Predictor       Coef   SE Coef      T      P    VIF
Constant     0.01427   0.03039   0.47  0.640
impor*      0.202020  0.007338  27.53  0.000  3.633
BI*          0.04398   0.05989   0.73  0.464  3.633


S = 0.0356551   R-Sq = 96.6%   R-Sq(adj) = 96.5%
```

LAMPIRAN XVII

Tabel Uji ANOVA IHK Terhadap Impor + C Transformasi 1

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	3.6618	3.6618	2893.48	0.000
Residual Error	102	0.1291	0.0013		
Total	103	3.7909			

LAMPIRAN XVIII

Tabel Uji Parsial IHK Terhadap Impor + C Transformasi 1

```
The regression equation is
ihk* = 0.0064 + 0.207 impor*


Predictor       Coef    SE Coef      T      P    VIF
Constant     0.00639    0.02836   0.23  0.822
impor*      0.206608   0.003841  53.79  0.000  1.000


S = 0.0355745   R-Sq = 96.6%   R-Sq(adj) = 96.6%
```

LAMPIRAN XIX

Tabel Uji ANOVA IHK Terhadap Impor Transformasi 1

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	244.07	244.07	194650.36	0.000
Residual Error	103	0.13	0.00		
Total	104	244.20			

LAMPIRAN XX

Tabel Uji Parsial IHK Terhadap Impor Transformasi 1

```
The regression equation is
ihk* = 0.207 impor*


Predictor        Coef   SE Coef       T      P    VIF
Noconstant
impor*       0.207466  0.000470  441.19  0.000  1.000
```

Lampiran XXI

Tabel Uji ANOVA Impor Terhadap BI *Rates* + C Transformasi 1

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	62.174	62.174	268.61	0.000
Residual Error	102	23.610	0.231		
Total	103	85.784			

Lampiran XXII

Tabel Uji Parsial Impor terhadap BI *Rates* + C Transformasi 1

```
The regression equation is
impor* = 3.26 + 6.95 BI*


Predictor     Coef  SE Coef      T      P    VIF
Constant    3.2624   0.2525  12.92  0.000
BI*         6.9481   0.4239  16.39  0.000  1.000


S = 0.481110   R-Sq = 72.5%   R-Sq(adj) = 72.2%
```

Lampiran XXIII

Tabel Uji ANOVA Impor Terhadap BI *Rates* + C Transformasi 2

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	115.73	115.73	623.70	0.000
Residual Error	102	18.93	0.19		
Total	103	134.66			

Lampiran XXIV

Tabel Uji Parsial Impor terhadap BI *Rates* + C Transformasi 2

```
The regression equation is
impor** = 1.26 + 8.81 BI**


Predictor     Coef  SE Coef      T      P    VIF
Constant    1.2642   0.1265   9.99  0.000
BI**        8.8139   0.3529  24.97  0.000  1.000


S = 0.430757   R-Sq = 85.9%   R-Sq(adj) = 85.8%
```

Lampiran XXV

Tabel Uji ANOVA Ekspor Terhadap Impor + C

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	3.1933	3.1933	206.98	0.000
Residual Error	102	1.5736	0.0154		
Total	103	4.7669			

Lampiran XXVI

Tabel Uji Parsial Ekspor Terhadap Impor + C

```
The regression equation is
ekspor t = 7.90 + 0.664 impor t


Predictor      Coef  SE Coef      T      P    VIF
Constant      7.902    1.074   7.36  0.000
impor t     0.66436  0.04618  14.39  0.000  1.000


S = 0.124209   R-Sq = 67.0%   R-Sq(adj) = 66.7%
```

Lampiran XXV

Tabel Uji ANOVA Ekspor Terhadap Impor + C Transformasi 1

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	56.868	56.868	3247.89	0.000
Residual Error	102	1.786	0.018		
Total	103	58.653			

Lampiran XXVIII

Tabel Uji Parsial Ekspor terhadap Impor + C Transformasi 1

```
The regression equation is
eksport* = 0.315 + 0.979 import*


Predictor      Coef  SE Coef      T      P    VIF
Constant     0.3153   0.2175   1.45  0.150
import*     0.97917  0.01718  56.99  0.000  1.000


S = 0.132322   R-Sq = 97.0%   R-Sq(adj) = 96.9%
```

BIODATA PENULIS

Briyan Fadi Nugraha lahir di Surabaya, 1 Januari 1997. Jenjang pendidikan formal yang ditempuh oleh penulis dimulai dari TK Kartini II Surabaya, SD Hang Tuah 1 Surabaya, SMP Negeri 25 Surabaya, dan SMA 16 Surabaya. Setelah itu penulis melanjutkan studi ke jenjang S1 di departemen Matematika ITS pada tahun 2014. Di departemen Matematika ITS penulis mengambil bidang minat Matematika Terapan selama perkuliahan, penulis juga aktif dalam kegiatan organisasi diluar kampus degan menjabat sebagai staf *entrepreneur* di YOT Surabaya pada tahun 2015 dan penulis pernah menjabat sebagai presiden YOT Surabaya pada tahun 2016. Selain aktif pada kegiatan diluar kampus penulis juga aktif pada kegiatan didalam kampus dengan bergabung didalam *internal affair* di HIMATIKA ITS sebagai staf pada tahun 2016.

Untuk memberikan kritik, saran, tanggapan, maupun diskusi mengenai Laporan Tugas Akhir ini, bisa melalui email briyanfadi@gmaiil.com.